

A decorative border with intricate floral and scrollwork patterns in a dark green color, framing the central text.

**ECONOMETRI
A DE
S ❖ ? ❖ ? RIES
TEMPORAIS \ (**

VISIT...

LANZAROTE
Caliente.COM

A decorative border with intricate floral and scrollwork patterns in a dark green color, framing the central text.

**ECONOMETRI
A DE
S ❖ ❖ RIES
TEMPORAIS **

Rodrigo De Lasso da Silveira Bueno

ECONOMETRIA

de Séries Temporais

2ª EDIÇÃO

revisita e atualizada



MATERIAL DE APOIO
para professores e alunos
complementando o ensino e a aprendizagem

APRESENTAÇÃO

A econometria das séries temporais está ligada a um grande número de problemas econômicos e financeiros. Aqueles que não acessam este instrumental têm sérias dificuldades para realizar análise econométrica em uma variedade de campos da economia. Além disso, também têm dificuldades para acompanhar grande parte da literatura aplicada, em que as ferramentas de séries de tempo são utilizadas. Quando as pessoas não possuem o conhecimento técnico, fica-lhes difícil avaliar a verdadeira contribuição da análise empírica para compreender a realidade.

O livro *Econometria de Séries Temporais* do professor Rodrigo De Losso da Silveira Bueno veio preencher uma lacuna importante nas publicações sobre econometria de séries temporais no Brasil. Faltava uma publicação em português, na qual o assunto fosse tratado com rigor, mas sem perda do senso prático. Nesta obra, o rigor e a simplicidade procuram caminhar juntos.

Após a apresentação das definições básicas, uma discussão do conceito de estacionariedade é levada a efeito. Os modelos ARMA são apresentados, e métodos de estimação são discutidos. A atualidade do livro pode ser vista no capítulo destinado ao método de estimação conhecido como método generalizado dos momentos, GMM. A relação entre variáveis estacionárias é estabelecida, até mesmo sob expectativas racionais. Em seguida, discutem-se suas propriedades, e as circunstâncias para seu uso são elaboradas.

Já dentro da perspectiva de variáveis não estacionárias, inicialmente o modelo VAR é introduzido, com uma discussão sobre as características do modelo como proposto originalmente por Christopher Sims. A versão do modelo com variáveis estacionárias completa a discussão do VAR.

O conceito de cointegração é apresentado com propriedade, de forma que aqueles que seguiram o livro e aprenderam, não terão problemas em entender esse importante conceito da econometria de séries de tempo. O mesmo ocorre para os modelos GARCH.

Os apêndices apresentam o instrumental matemático necessário para a compreensão dos conceitos discutidos.

O livro contém exemplos e exercícios que contribuirão para consolidar o aprendizado.

É uma leitura que recomendo tanto para alunos de graduação quanto para os de pós-graduação e profissionais interessados em macroeconomia. Obviamente os professores também terão uma boa oportunidade para se reciclar, já que o livro é moderno no seu conteúdo, assim como na sua apresentação.

DENISARD C. O. ALVES

Professor Titular do Departamento de Economia da
Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da
Universidade de São Paulo

SUMÁRIO

Apresentação, v

Prefácio à Segunda Edição, xiii

Prefácio à Primeira Edição, xv

Capítulo 1 – Introdução, 1

Exercícios 4

Capítulo 2 – Fundamentos Estatísticos, 7

2.1 – Esperanças Condicional e Incondicional 7

2.2 – Motivação 12

2.3 – Processos Estocásticos 13

2.4 – Autocovariância e Autocorrelação 16

2.5 – Estacionariedade 16

2.6 – Ergodicidade 19

2.7 – Ruído Branco 22

2.8 – Médias Móveis 23

2.8.1 – Médias Móveis de Ordem 1 – $MA(1)$ 23

2.8.2 – Médias Móveis de Ordem q – $MA(q)$ 25

2.9 – Processos Autorregressivos 27

2.9.1 – Processo Autorregressivo de Ordem 1 – $AR(1)$ 27

2.9.2 – Processo Autorregressivo de Ordem 2 – $AR(2)$ 30

2.9.3 – Processo Autorregressivo de Ordem p – $AR(p)$ 31

2.10 – Processo Autorregressivo de Médias Móveis – $ARMA(p,q)$ 32

2.11 – Função Geradora de Autocovariâncias 35

2.12 – Filtros	36
2.13 – Invertibilidade	37
Exercícios	38
Capítulo 3 – Processos Estacionários, 41	
3.1 – Função de Autocorrelação – FAC	44
3.2 – Função de Autocorrelação Parcial – PACP	46
3.3 – Identificação	47
3.3.1 – FAC, PACP e LJUNG-BOX	47
3.3.2 – Critério de Informação	50
3.3.3 – Identificação de Modelos AR, MA e ARMA	52
3.4 – Estimação Condicional	57
3.4.1 – Função de Verossimilhança para um AR (p)	57
3.4.2 – Função de Verossimilhança para um MA (q)	61
3.4.3 – Função de Verossimilhança para um ARMA (p, q)	62
3.5 – Estimação Exata*	64
3.5.1 – Função de Verossimilhança para um AR (p)	64
3.5.2 – Função de Verossimilhança para um MA (q)	67
3.5.3 – Função de Verossimilhança para um ARMA (p, q)	73
3.6 – Inferência	75
3.6.1 – Matriz de Informação a partir do Hessiano	76
3.6.2 – Matriz de Informação a partir das Condições de Primeira Ordem	77
3.7 – Diagnóstico de Resíduos	78
3.7.1 – Teste de Normalidade	80
3.7.2 – Teste Jarque-Bera	82
3.7.3 – Teste LM	83
3.7.4 – Teste ARCH-LM	84
3.7.5 – Teste RESET	85
3.8 – Exemplos Simulados	87
3.9 – Previsão	91
3.10 – Sazonalidade e Suavização: visão tradicional	94
3.10.1 – Média Móvel Tradicional	95
3.10.2 – Suavização: EWMA e Duplo EWMA	98
3.10.3 – Holt-Winters	99
3.11 – Sazonalidade: ARMA (p, q)/EQ	100
Exercícios	104

Capítulo 4 – Processos Não Estacionários, 109

4.1 – Tendência Estacionária e Estocástica	109
4.2 – Passeios Aleatórios	111
4.3 – Renovando a Tendência	113
4.4 – Regressão Espúria	114
4.5 – Testes de Raiz Unitária	116
4.5.1 – Dickey-Fuller	116
4.5.2 – Dickey-Fuller Aumentado	119
4.5.3 – Demais Testes de Dickey e Fuller	123
4.5.4 – Phillips-Perron	124
4.5.5 – KPSS	129
4.5.6 – ERS	135
4.5.7 – NG e Perron	138
4.5.8 – Critério de Informação e Janela Ótima	142
4.5.9 – Raízes Unitárias Sazonais	144
4.5.10 – Quebra Estrutural	145
4.5.11 – Múltiplas Raízes	152
4.6 – Decomposição de Beveridge-Nelson	154
Exercícios	161

Capítulo 5 – GMM, 163

5.1 – Introdução	163
5.2 – Especificação	168
5.3 – Estimação	169
5.4 – Propriedades do Estimador	172
5.5 – Estimando a Autocovariância	174
5.6 – Casos Especiais do GMM	179
5.7 – Testes Usando GMM	185
5.8 – Apagamento de Ativos	187
Exercícios	191

Capítulo 6 – Vetor Autorregressivo – VAR, 195

6.1 – Especificação de Modelo	201
6.2 – Testando Hipóteses	204
6.3 – Inferência	205
6.4 – Verificação	208

6.4.1 – Teste de Ljung-Box	208
6.4.2 – Teste de Breusch-Godfrey	210
6.4.3 – Teste de Normalidade	211
6.5 – Previsão	213
6.6 – Função Resposta ao Impulso	215
6.6.1 – Intervalo de Confiança	219
6.7 – Decomposição da Variância	219
6.8 – Teste de Granger-Causalidade	223
6.9 – VAR Estrutural	226
6.10 – Decomposição de Blanchard e Quah	230
6.11 – Estimação do Modelo Estrutural*	235
6.11.1 – Teste LR para Sobreidentificação	236
Exercícios	236

Capítulo 7 – Vetor de Correção de Erros – VECM, 241

7.1 – Teste de Cointegração de Engle-Granger	246
7.1.1 – Teste de Engle-Granger com Variáveis $I(2)$	248
7.2 – Modelo de Correção de Erros	249
7.3 – Teste de Cointegração de Johansen	253
7.3.1 – Teste de Hipóteses	264
7.3.2 – Estimação de Φ por Máxima Verossimilhança*	264
Exercícios	269

Capítulo 8 – Heterocedasticidade Condicional, 273

8.1 – Modelos GARCH	274
8.1.1 – ARCH (q)	274
8.1.2 – GARCH (p,q)	276
8.1.3 – GARCH-M	279
8.1.4 – TGARCH (p,q,r)	279
8.1.5 – EGARCH (p,q,r)	281
8.1.6 – PGARCH (p,q)	283
8.1.7 – LWMA	284
8.2 – Testes para Detecção de Modelos GARCH	284
8.2.1 – TESTE PAC e FACF	284
8.2.2 – Teste de Ljung-Box	285
8.2.3 – Teste Multiplicador de Lagrange ou de Engle	285

8.3 – Identificação de Modelos GARCH	286
8.4 – Estimação de Modelos GARCH	286
8.5 – Inferência em Modelos Univariados	288
8.6 – Previsão de Modelos GARCH	289
8.7 – GARCH Multivariada	292
8.7.1 – VECH	292
8.7.2 – Restrições e Inferência	294
8.7.3 – BEKK	295
8.7.4 – CCC e DCC	296
8.7.5 – Alisamento Exponencial e EWMA	300
8.8 – Teste de Resíduos ARCH-LM	302
Exercícios	303

Apêndices, 307

Equações a Diferenças Estocásticas	307
Substituição Recursiva	309
Solução para Equações a Diferenças de Ordem 2	312
Operador Defasagem	313
Trigonometria	319
Números Complexos	320
Condições de Estabilidade	322

Referências, 327

Índice remissivo, 335

Símbolos Usados, 339

Capítulo 1

INTRODUÇÃO

As séries temporais podem ser estacionárias ou não estacionárias. Além disso, podem ser estocásticas ou determinísticas. A série temporal estacionária determinística mais simples é uma constante, $c \in \mathbb{R}$, isto é:

$$y_t = c.$$

Essa série será estacionária e estocástica se a ela for acrescentado um componente aleatório independente e identicamente extraído de uma distribuição normal, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$:

$$y_t = c + \varepsilon_t.$$

Há inúmeras séries estacionárias determinísticas. Por exemplo:

$$y_t = c + 0.5y_{t-1}$$

dado y_0 . Essa série converge para $\mu = 2c$, à medida que t aumenta. Ela se tornará estacionária e estocástica se lhe for acrescentado ε_t proveniente de uma distribuição normal.¹ Em resumo, uma série estacionária é aquela que flutua em torno de uma mesma média.

A série não estacionária tem uma tendência, que pode ter uma natureza determinística ou estocástica. A série não estacionária determinística, acrescida de um componente aleatório extraído de uma distribuição normal, flutua em torno de uma tendência temporal. Por exemplo, a seguinte série é não estacionária com tendência determinística:

$$y_t = c + \delta t + \varepsilon_t.$$

1. A estacionaridade da série depende da distribuição do termo aleatório. Por isso, é importante a hipótese sobre a distribuição.

A série não estacionária com tendência estocástica move-se em torno de médias flutuantes. Uma série não estacionária puramente estocástica tem a seguinte configuração, visualizada no gráfico inferior esquerdo da Figura 1.1:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Caso acrescente uma constante, c , a esse modelo, comumente denominada *drift*, trata-se de um modelo não estacionário com tendência estocástica e *drift*, conforme gráfico inferior direito da Figura 1.1.

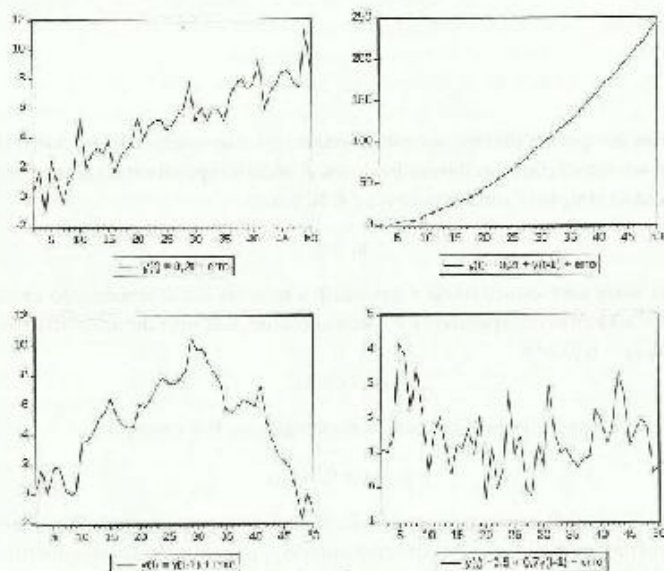


Figura 1.1 Processos estocásticos.

Em resumo, temos o seguinte quadro de tipos de séries:

Tipo de Série		Estocástica	Determinística
Estacionária		$y_t = c + \varepsilon_t$	$y_t = c + 0.5y_{t-1}$
Não Estacionária	Tendência Estacionária	$y_t = c + \delta t + \varepsilon_t$	$y_t = c + \delta t$
	Tendência Estocástica	$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$	

EXERCÍCIOS

- Suponha o seguinte modelo linear: $y = X\beta + \varepsilon$, em que y e ε são vetores $n \times 1$, $X \in \mathbb{R}$ é uma matriz $n \times k$ e β é um vetor $k \times 1$.
 - Determine a(s) hipótese(s) necessária(s) para estimar esse modelo por MQO.
 - Determine a(s) hipótese(s) necessária(s) para que o $\hat{\beta}$ estimado, $\hat{\beta}$, exista e seja único.
 - Determine a(s) hipótese(s) necessária(s) para que $\hat{\beta}$ seja não viesado.
 - Determine a(s) hipótese(s) necessária(s) para que $\hat{\beta}$ seja eficiente.
 - Determine a(s) hipótese(s) necessária(s) para que se possa fazer inferência estatística.

- Adão Ismiti queria verificar se a produtividade aumentava com a divisão do trabalho. Para isso, fez a seguinte experiência: regressiu a produtividade (p) de n trabalhadores de fábricas de alfinetes contra o número de funções executadas pelo trabalhador (F), os anos de escolaridade (E), o salário (w) e o número de filhos (N). Formalmente, a regressão foi:

$$p_i = \beta_0 + \beta_1 F_i + \beta_2 E_i + \beta_3 w_i + \beta_4 N_i + u_i.$$

Usando o teste t -Student, Ismiti não rejeitou a hipótese nula de parâmetro igual a zero para β_3 . Retirou a variável E da regressão e estimou o modelo restrito, observando que $\hat{\beta}_3$ se tornou, também, estatisticamente não significativo. Finalmente, retirou N da regressão e estimou o modelo de novo.

- Por que não foi preciso fazer o teste de F em $\hat{\beta}_3$ para retirar E do modelo? Ou seja, por que apenas o teste de t -Student pôde ser feito?
- Justifique se o procedimento adotado por Ismiti está correto ou equivocado, para ter eliminado a variável N do modelo.

- Suponha um modelo de regressão linear múltiplo em que β exista, seja não viesado e eficiente, pois u é homocedástico. Suponha que você imponha falsas restrições sobre os parâmetros do modelo.
 - Mostre que as estimativas nesse caso são viesadas.
 - Mostre que a variância das estimativas do modelo com restrições é menor que a variância das estimativas do modelo sem restrições.
 - Qual é a implicação desse resultado em termos de previsão? Qual é a intuição desse resultado?

Sugestão: Lembre o que é EQM, ou seja, o erro quadrático médio.

- Responda:
 - Cite pelo menos dois testes para a hipótese de homocedasticidade.
 - Cite pelo menos um teste para a hipótese de autocorrelação dos resíduos.

- c. Em caso de rejeição da hipótese nula em (1), por qual método você estimaria o modelo?
- d. Em caso de rejeição da hipótese nula em (2), por qual método você estimaria o modelo?
5. Faça os seguintes exercícios:
- Suponha que $\sum_{i=0}^{\infty} |x_i| < \infty$. Mostre que $\sum_{i=0}^{\infty} x_i^2 < \infty$;
 - Prove (ou não) que $\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \frac{1}{i} = \infty$;
 - Prove (ou não) que $\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \frac{1}{i^2} = \infty$;
 - Prove (ou não) que, se $\sum_{i=0}^{\infty} x_i^2 < \infty$, então $\sum_{i=0}^{\infty} |x_i| < \infty$.

FUNDAMENTOS ESTATÍSTICOS

Antes de estudar em profundidade a modelagem de séries temporais, alguns conceitos estatísticos devem estar consolidados. Assim, o objetivo do capítulo é estudar as propriedades estatísticas dos processos estocásticos e reconhecer quais restrições devem-se impor sobre uma série temporal para que seja factível calcular os momentos da série. O capítulo segue Hamilton (1994) em algumas partes. A estratégia é estudar o processo autorregressivo, que é intuitivo para uma infinidade de casos, de forma a motivar as restrições necessárias a uma série temporal, para que seja usada em estimações.

2.1 ESPERANÇAS CONDICIONAL E INCONDICIONAL

Em econometria, é muito importante entender os conceitos de esperança condicional e esperança incondicional (ou não condicional). Em séries temporais, isso toma forma bastante própria e merece uma breve discussão, já que se trata de um conceito fundamental sobre o qual se baseia grande parte do apelo dessa metodologia econométrica.

Para iniciar, convém lembrar a definição de esperança não condicional ou *incondicional*. Assim, considere o espaço amostral Ω . Nesse espaço, pode-se calcular a esperança não condicional de uma variável aleatória Y , definida como:

$$E(Y | \Omega) = E(Y).$$

Quando não se determina claramente a que conjunto se refere a esperança, trata-se do espaço amostral, Ω . Assim, define-se a *lei das expectativas totais*:

$$E[E(Y | \Omega)] = E(Y | \Omega) = E(Y).$$

Um exemplo particularmente interessante dessa lei é o seguinte. Considere X a matriz de variáveis explicativas de um modelo econométrico e ε_t uma

perturbação aleatória. Assuma que $E(\varepsilon_i | X) = 0$. Então, da lei das expectativas totais resulta que:

$$E \left[\underbrace{E(\varepsilon_i | X)}_0 \right] = E(\varepsilon_i) = 0.$$

Isto é, a *média incondicional* de ε_i é nula para $i = 1, 2, \dots, n$.

Seja, agora, $\mathfrak{I}$ todos os subconjuntos do espaço amostral Ω , sobre o qual y está definido. Pode-se, então, definir a *lei das expectativas iteradas*. Considere os conjuntos $A, B \subseteq \mathfrak{I}$, então, por expectativas iteradas:

$$E[E(y | A, B) | A] = E(y | A).$$

Ou seja, é sobre o menor conjunto de Informação que se define a média condicional. Há uma consequência importante da lei das expectativas iteradas. Considere a variável $x \in X$; qual a esperança incondicional do produto $x\varepsilon_i$? Pode-se usar a lei das expectativas iteradas para resolver o problema:

$$E(x\varepsilon_i) = E[E(x\varepsilon_i | X)] = E[xE(\varepsilon_i | X)] = 0.$$

A primeira igualdade usa a lei das expectativas totais. A segunda igualdade é consequência do condicionamento ao conjunto X , haja vista que $x \in X$.

Dada essa pequena introdução, aplicam-se esses conceitos ao caso de séries temporais. Em séries temporais, a cronologia das observações é fundamental e não pode ser quebrada. Assim, é imediatamente intuitivo que o conjunto de informação de um agente no período t , I_t , é maior que no período $t-1$, I_{t-1} . Isso pode ser caracterizado formalmente:

$$\mathfrak{I} \supset I_t \supset I_{t-1} \supset \dots \supset I_0 \supset \Omega.$$

Ignorando a formalidade, intuitivamente o conjunto $\mathfrak{I}$ é muito maior que I_t . Ele contém toda a informação gerada até t , naquela ordem cronológica, porém poderia conter toda a informação até t gerada de forma distinta daquela observada. O essencial é entender que, contida em I_t , está toda a informação passada, incluindo a cronologia ordenada das informações. O conjunto Ω representa, intuitivamente, o espaço amostral de onde se sorteia o resultado observado em cada instante de tempo.

Considere um modelo AR(1), sobre o qual a próxima seção debruça-se em profundidade:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

e em que assume-se por simplicidade que $E(\varepsilon_t | I_{t-1}) = 0$.

A esperança de y_{t+1} condicional à informação I_{t+1} é:

$$E(y_{t+1} | I_{t+1}) = c + \phi E(y_{t+1} | I_{t+1}) = c + \phi y_{t+1}. \quad (1)$$

A esperança não condicional é:

$$E(y_{t+2}) = \pi + \phi E(y_{t+1}).$$

Nesse ponto, é conveniente observar que nada garante que $E(y_{t+2}) = E(y_{t+1})$. Uma razão para explicar esse fato é que a distribuição de y pode ter mudado entre $t+1$ e o período seguinte. Essa mudança pode ser explicada economicamente, a partir de um evento relevante como mudança de política econômica.

EXEMPLO 2.1

Considere a Figura 2.1, em que se desenha a evolução de y , ao longo de três datas.

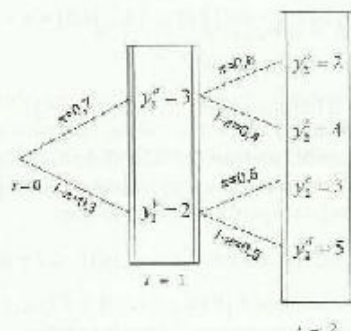


Figura 2.1 Probabilidades condicional e incondicional.

No ponto $t=0$, as probabilidades condicional e incondicional de y_1 e y_2 são idênticas, conforme mostram os cálculos a seguir:

$$E(y_1 | I_0) = E(y_1) = 3 \times 0,7 + 2 \times 0,3 = 2,7;$$

$$E(y_2 | I_0) = E(y_2) = 2 \times (0,7 \times 0,6) + 4 \times (0,7 \times 0,4) +$$

$$3 \times (0,3 \times 0,5) + 5 \times (0,3 \times 0,5) = 3,16.$$

Observe aqui que $E(y_1) \neq E(y_2)$.

No ponto $t=1$, a esperança condicional se diferencia claramente da incondicional, pois vai depender de onde se encontra y , ou em y_1^a ou em y_1^b , para que se determine $E(y_2 | I_1)$:

$$E(y_2 | I_1 = y_1^a) = 2 \times 0,6 + 4 \times 0,4 = 2,8;$$

$$E(y_2 | I_1 = y_1^b) = 3 \times 0,5 + 5 \times 0,5 = 4;$$

$$E[E(y_2 | I_1)] = 2,8 \times 0,7 + 4 \times 0,3 = 3,16 = E(y_2).$$

A última linha mostra o seguinte fato interessante: a esperança da esperança condicional é igual à esperança incondicional. Portanto, sabendo-se que prevalece a esperança condicional tomada sob o conjunto com informação mais limitada, é forçoso concluir que o conjunto de informação da média incondicional é mais limitado que o da média condicional.

Prosseguindo com a análise desse modelo simples, e se a esperança de y_{t+2} fosse condicionada a I_t ? Teríamos, então:

$$E(y_{t+2} | I_t) = c + \phi E(y_{t+1} | I_t).$$

Agora, veja o que acontece quando se toma a esperança de $E(y_{t+2} | I_{t+1})$, condicional a um conjunto de informação contido em I_t :

$$E[E(y_{t+2} | I_{t+1}) | I_t] = c + \phi E[E(y_{t+1} | I_{t+1}) | I_t] = c + \phi E(y_{t+1} | I_t).$$

Da última igualdade, conclui-se que:

$$E[E(y_{t+2} | I_{t+1}) | I_t] = E(y_{t+1} | I_t).$$

Esse resultado é esperado porque prevalece a esperança sob o conjunto de informação mais limitado — nesse caso, I_t em relação a I_{t+1} . Similarmente, tomando a esperança incondicional da equação (1), tem-se que:

$$E[E(y_{t+2} | I_{t+1})] = c + \phi E[E(y_{t+1} | I_{t+1})] = c + \phi E(y_{t+1}).$$

Logo, não é difícil concluir que $E[E(y_{t+2} | I_{t+1})] = E(y_{t+2})$. Assim, pela lógica da lei das expectativas iteradas, o conjunto de medida sobre o qual toma-se a média incondicional está contido no conjunto de medida da média condicional.

A lógica estatística do resultado é a seguinte: a variável y_t assume valores em $\Omega \subset I_t/\mathcal{F}_t$. Em outras palavras, os valores que y_t assume não podem estar dissociados da informação contida em I_t . A lógica econômica é a seguinte: a informação condicional permite obter a esperança condicional de y_{t+1} . Essa esperança condicional possui um erro quadrático médio de previsão menor do que se fosse usada a média incondicional de y_t . Portanto, o conjunto condicionante contém mais informação que o conjunto incondicional e, por isso, o erro quadrático médio é menor.

Outra forma de se ver isso é imaginar duas variáveis z e x , de modo que a média incondicional de z seja dada por:

$$E(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} z f(x, z) dx dz,$$

em que $f(x, z)$ é a função densidade de probabilidade.

A média condicional de z , dado x , é:

$$E(z | x) = \int_{-\infty}^{\infty} z f(z | x) dz,$$

em que:

$$f(z|x) = \frac{f(x,z)}{f(x)}; \quad f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x,z) dz.$$

Logo, tem-se que:

$$E(z|x) = \int_{-\infty}^{\infty} z \frac{f(x,z)}{f(x)} dz.$$

Tomando a esperança incondicional, encontra-se:

$$\begin{aligned} E[E(z|x)] &= \int_{-\infty}^{\infty} \left[\int_{-\infty}^{\infty} z \frac{f(x,z)}{f(x)} dz \right] f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} z f(x,z) dz dx = E(z). \end{aligned}$$

Uma discussão mais profunda sobre esses fundamentos encontra-se em Gallant (1997), em que interessa particularmente o teorema 2.5, pelo qual o autor demonstra a lei das expectativas iteradas. O teorema contém a demonstração da lei das expectativas totais, que é um caso particular da lei das expectativas iteradas.

EXEMPLO 2.2

A lei das expectativas iteradas está associada às expectativas racionais. É interessante entender um exemplo em que há falha nas expectativas iteradas e, portanto, na racionalidade.¹ Dois sujeitos A e B discutem previsões sobre um jogo de futebol.

A: Qual é sua previsão para o jogo no fim de semana?

B: Meu time vai vencer por 2 x 0.

A: E qual acha que será sua previsão amanhã para o mesmo jogo?

B: Meu time vai empatar.

O sujeito B não entendeu a lei das expectativas iteradas, pois não pode ter ocorrido mudança no seu conjunto de informação (a menos que, durante a conversa, tenha lembrado de que A é seu chefe e torce pelo outro time; nesse caso, B não usou toda a informação disponível no momento da decisão, ou seja, o sujeito não é racional à luz da teoria).

1. Exemplo criado por Ricardo Eugênio de Azevedo.

2.2 MOTIVAÇÃO

Um processo autorregressivo imediato é o seguinte:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t, \\ \varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2),$$

em que *i.i.d.* significa idêntica e independentemente distribuído.

Esse processo era muito popular na época megainflacionária que o Brasil viveu até meados dos anos 1990. Para visualizar a razão, suponha que y_t represente a inflação. Dizia-se que a inflação no Brasil era inercial, o que se traduzia formalmente por $\phi = 1$. Nesse contexto, é imediato tentar estimar a série por mínimos quadrados ordinários e testar se $H_0: \phi = 1 \times H_1: \phi < 1$. Entretanto, quando se trata de séries temporais, esse tipo de estimação pode gerar sérios problemas. Considere o principal deles, calculando os momentos incondicionais desse processo:

$$E(y_t) = \phi E(y_{t-1}) + E(\varepsilon_t).$$

Por simplicidade, assuma que os momentos incondicionais sejam iguais, isto é, $E(y_t) = E(y_{t-1})$. Se isso não fosse assim, teríamos $E(y_t) \neq E(y_{t-1})$ e, de imediato, não se poderiam estimar os momentos da série por falta de dados. Não seria possível estimar T médias e variâncias dessa série, por exemplo, com apenas T observações. Portanto, é necessário que $E(y_t) = E(y_{t-1})$. Nessas condições, conclui-se que:

$$E(y_t) = 0.$$

Uma forma econômica de se entender essa relação incondicional é lembrar a condição de equilíbrio de longo prazo para uma variável determinística $y_t = y_{t-1}$ para todo t . O "equivalente" dessa condição em uma economia estocástica é ter as esperanças incondicionais iguais para todo t .

Outro problema fundamental surge no cálculo da variância:

$$\text{var}(y_t) = \phi^2 \text{var}(y_{t-1}) + \text{var}(\varepsilon_t) + 2\phi \text{cov}(y_{t-1}, \varepsilon_t).$$

Ora, como $\varepsilon_t \sim i.i.d.$, então $\text{cov}(y_{t-1}, \varepsilon_t) = 0$. Admitindo que a série é gerada pelo mesmo processo, $\text{var}(y_t) = \text{var}(y_{t-1})$, conclui-se que:

$$\text{var}(y_t) = \frac{\sigma^2}{1 - \phi^2}.$$

Dessa forma, se $|\phi| > 1$, a variância de y_t seria negativa, o que é um absurdo. Se $|\phi| = 1$, a variância de y_t é infinita, o que impossibilita, em princípio, a inferência estatística.

Desse pequeno exemplo, então, é possível concluir que é necessário estabelecer algumas restrições sobre a série temporal para que se possa estimá-la. Em particular, uma condição necessária para estimar a série é que $|\phi| < 1$.

De fato, os processos autorregressivos são muito importantes porque definem se uma série temporal estocástica é "estável" ou estacionária. Um processo autorregressivo estacionário possui coeficientes que fazem y_t flutuar ao redor de uma dada média, isto é, y_t não explode. Uma discussão mais detalhada sobre esse assunto encontra-se no apêndice.

A seguir, serão desenvolvidos alguns conceitos estatísticos primários, aplicáveis a séries temporais, para serem usados em previsões e testes de modelos.

2.3 PROCESSOS ESTOCÁSTICOS

Observa-se uma série temporal $\{y_1, y_2, \dots, y_T\}$, decorrente de uma variável aleatória Y . A série temporal observada é uma possível realização do processo estocástico gerador dos dados. Por que *uma possível*? Para entender essa questão, imagine que amanhã ou choverá ou haverá sol. Suponha que amanhã acabe fazendo sol. Entretanto, poderia ter chovido. Uma possível realização foi o tempo de sol; a outra possível seria chover.

Figurativamente, pode-se pensar em uma dimensão do mundo na qual faça sol e uma outra em que chova. O leitor encontra-se na dimensão em que faz sol e não vê a "outra dimensão", como se vivesse em uma região seca, mas houvesse outra chuvosa ao mesmo tempo.

Para entender o que significa "outra realização" mais concretamente, considere o exemplo a seguir. O leitor está em um local em que há sol, entretanto possui um amigo que lhe relata chuva no lugar em que se encontra. A realização observada para o leitor foi o sol, embora pudesse ter havido chuva, como ocorreu com seu amigo. Do ponto de vista estatístico, imagina-se que o mesmo processo gerador de dados que determinou o sol estabeleça a chuva em outra localidade.

Essa noção é importante para entender o conjunto de restrições que deverá ser feito para estudar uma série temporal. Na prática, infelizmente, o econometrista só consegue visualizar uma possível realização, mas precisará fazer inferências que seriam fáceis se observasse todas as possíveis realizações.

Veja na Figura 2.2 duas possibilidades de sequências, Y , em que uma tem a ver com essa realidade concreta observada e a outra, com a realidade virtual experimentada pelo amigo. Essa variável pode ter qualquer distribuição de probabilidades, mas, em particular, usa-se uma normal para simulá-la: $Y \sim N(0, \sigma^2)$. Convença-se de que, na prática, só se observa uma delas.

O que se observa, portanto, é uma possível realização de um processo estocástico. Na mesma linha de raciocínio, é possível gerar artificialmente as várias sequências de realizações de um processo estocástico por meios computacionais.

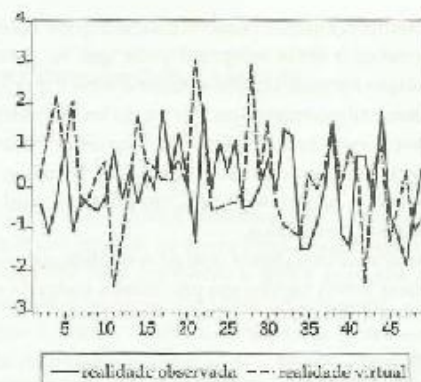


Figura 2.2 Realizações de um processo estocástico.

Suponha que se queira gerar S sequências, cada uma com infinitas observações, como se houvesse S diferentes regiões geográficas. Então, haveria um conjunto com as seguintes sequências:

$$\left(\{y_t^{(1)}\}_{t=-\infty}^{\infty}, \{y_t^{(2)}\}_{t=-\infty}^{\infty}, \dots, \{y_t^{(S)}\}_{t=-\infty}^{\infty} \right).$$

Isso significa que, em cada instante de tempo t , há S estados da natureza. Se fosse possível selecionar as S observações associadas à data t , chegaríamos ao conjunto de dados $\{y_t^{(1)}, y_t^{(2)}, \dots, y_t^{(S)}\}$ cuja distribuição, por construção, é normal. Nessas circunstâncias, vários momentos da série poderiam ser estimados. Com essa noção intuitiva, pode-se mencionar a seguinte definição, baseada em Spanos (1986), sabendo-se que Ω representa o conjunto amostral e $\mathcal{Y}$, os subconjuntos de Ω , cuja probabilidade associada a cada um deles é P :

DEFINIÇÃO 2.1

Sejam $(\Omega, \mathcal{Y}, P)$ um espaço de probabilidades e $\mathcal{Z}$ um conjunto de índices de números reais. Defina a função $y(\cdot, \cdot)$ por $y(\cdot, \cdot) : S \times \mathcal{Z} \rightarrow \mathbb{R}$. A sequência ordenada de variáveis aleatórias $\{y(\cdot, t), t \in \mathcal{Z}\}$ é chamada processo estocástico (aleatório).

A definição anterior indica que, para cada $t \in \mathcal{Z}$, $y(\cdot, t)$ representa uma variável aleatória sobre S . Além disso, para cada $s \in S$, a sequência $y(s, \cdot)$ representa uma realização de um processo estocástico. Desse modo, $y(s, t)$ é simplesmente um número real.

DEFINIÇÃO 2.2

As funções $\{y(\varepsilon_t), \varepsilon \in \Omega\}$ em $\mathbb{Z}$ são realizações do processo $\{y(\cdot, t), t, t \in \mathbb{Z}\}$.

Formalmente, a esperança não condicional da variável aleatória y_t é:

$$E(y_t) = \int_{-\infty}^{\infty} y_t f_{y_t}(y_t) dy_t = p \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S y_t^{(s)},$$

em que $p \lim$ é o limite de probabilidade.

Por que é necessário qualificar como esperança não condicional? Mais tarde será revista a diferença entre esperança condicional e incondicional, de modo a se compreender plenamente a razão dessa construção. Por ora, basta observar que a esperança não depende de informações passadas, mas apenas da distribuição da variável aleatória Y . Por isso, a integral é tomada no conjunto de medida de Y , razão pela qual o integrando é dy_t .

NOTA 2.1

O conjunto de medida está associado a y_t , não ao tempo.

EXEMPLO 2.3

Calcule a esperança incondicional de Y . Sejam $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ e $y_t = \mu + \varepsilon_t$, $\mu \in \mathbb{R}$; então:

$$E(y_t) = \mu + E(\varepsilon_t) = \mu.$$

Se, por outro lado, fosse especificado que $y_t = \delta t + \varepsilon_t$, então:

$$E(y_t) = \delta t.$$

Essa última esperança também é incondicional. Para fundir os dois exemplos em um só, pode-se escrever:

$$E(y_t) = \mu_t = \begin{cases} \mu & \text{se } y_t = \mu + \varepsilon_t \\ \delta t & \text{se } y_t = \delta t + \varepsilon_t. \end{cases}$$

A definição dada é muito geral e torna difícil a modelagem de fenômenos econômicos sem maiores restrições. Observe que se pode ter a esperança como

dependente do tempo. Nesse caso, com T observações, seria necessário estimar T esperanças e os momentos de ordem superior. Porém, isso é impossível, dado que o número de observações é menor que o número de parâmetros. Por essa razão, é preciso estudar as propriedades estatísticas dos processos estocásticos, de forma a reconhecer quais as restrições adicionais a impor sobre a série de tempo, a fim de calcular os momentos da série.

2.4 AUTOCOVARIÂNCIA E AUTOCORRELAÇÃO

Dada uma particular realização, y_t , de um processo estocástico, a função de autocovariância é definida como:

$$\gamma_{jt} = E[(y_t - \mu_t)(y_{t-j} - \mu_{t-j})] = \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S (y_t^{(s)} - \mu_t)(y_{t-j}^{(s)} - \mu_{t-j}).$$

EXEMPLO 2.4

Sejam $\varepsilon_t \sim \text{I.I.N.}(0, \sigma^2)$ e $y_t = \mu + \varepsilon_t$, então:

$$\gamma_{jt} = E[(y_t - \mu_t)(y_{t-j} - \mu_{t-j})] = E(\varepsilon_t \varepsilon_{t-j}) = \begin{cases} \sigma^2, & j = 0 \\ 0, & j \neq 0. \end{cases}$$

NOTA 2.2

A variância é dada por γ_{0t} . Observe que as variâncias não condicionais de $y_t = \mu + \varepsilon_t$ e $y_{t-j} = \mu + \varepsilon_{t-j}$ são idênticas.

Dada a autocovariância, pode-se facilmente calcular a autocorrelação, definida da seguinte forma:

$$\rho_{jt} = \frac{\gamma_{jt}}{\gamma_{0t}}.$$

2.5 ESTACIONARIDADE

O conceito de estacionaridade é a principal ideia que se deve ter para estimar uma série temporal. É fundamentalmente a constatação de estacionaridade que permitirá proceder inferências estatísticas sobre os parâmetros estimados

com base na realização de um processo estocástico. Se nem a esperança nem a autocovariância dependem do tempo, então y_t é fracamente estacionário.²

DEFINIÇÃO 2.3

O processo estocástico, ou a série temporal, $\{y_t, t \in \mathbb{Z}\}$, $\mathbb{Z} = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$ é fracamente estacionário se:

1. $E|y_t|^2 < \infty$;
2. $E(y_t) = \mu$, para todo $t \in \mathbb{Z}$; e
3. $\Gamma(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu) = \gamma_j$

A primeira condição afirma apenas que o segundo momento não contrado deve ser finito, ainda que desigual em diferentes períodos. A segunda condição assegura que a média é igual para todo período, mesmo que a distribuição da variável aleatória se vá alterando ao longo do tempo. A terceira condição estabelece que a variância é sempre igual para todo período e que a autocovariância não depende do tempo, mas da distância temporal entre as observações.

Outro conceito importante de estacionaridade, desta vez a estrita, usado em certas demonstrações estatísticas, é:

DEFINIÇÃO 2.4

O processo estocástico, ou a série temporal, $\{y_t, t \in \mathbb{Z}\}$, $\mathbb{Z} = \{0, \pm 1, \pm 2, \dots\}$ é estritamente estacionário se a função distribuição conjunta de $\{y_t\}_{t=1}^k$ for igual à função de distribuição conjunta de $\{y_{t+h}\}_{t=1}^k$, $\forall h \in \mathbb{Z}$, isto é:

$$F(y_1, y_2, \dots, y_k) = F(y_{1+h}, y_{2+h}, \dots, y_{k+h}).$$

Intuitivamente, estacionaridade estrita significa que os gráficos da função distribuição da série em quaisquer dois intervalos de tempo de igual tamanho exibirão propriedades estatísticas similares (Brockwell e Davis, 1991). Isso significa, na prática, que os momentos populacionais, quando existem, são independentes de t .

A estacionaridade estrita não implica nem é implicada pela estacionaridade fraca. Por exemplo, uma distribuição de Cauchy pode definir uma série estritamente estacionária, mas não será uma série estacionária, já que seu momento de

2. O conceito de estacionaridade fraca também é conhecido como estacionaridade, covariância estacionária, estacionaridade lato senso ou estacionaridade de segunda ordem.

primeira ordem não é bem-definido. Por outro lado, pode existir uma distribuição diferente para dois tempos distintos, mas que satisfaça a definição de estacionariedade, ou seja, tenha o primeiro e o segundo momentos iguais.

NOTA 2.3

Se uma sequência for estritamente estacionária e se sua invariância for finita, então pode-se dizer que a sequência é fracamente estacionária (Anderson, 1994, p. 374).

EXEMPLO 2.5

Seja y_t identicamente distribuído para todo t , com primeiro e segundo momentos independentes de t , iguais para todo t e finitos. Então, essa sequência é estritamente estacionária.

EXEMPLO 2.6

Anderson (1994) sugere um exemplo interessante em que há estacionariedade fraca, porém não há estacionariedade estrita. Considere o processo estocástico

$$y_t = \cos t\omega, \quad t = 1, 2, \dots,$$

em que ω é uniformemente distribuído no intervalo $[0, 2\pi)$. Então, pode-se mostrar que $E(y_t) = 0$, $E(y_t^2) = \frac{1}{2}$ e $E(y_t) = E(y_t y_{t-j}) = 0$, $j \neq 0$. Essas variáveis não são correlacionadas, porém são temporalmente dependentes.

Além disso, não são estritamente estacionárias. Para comprovar que não são estritamente estacionárias, observe que $\cos t\omega \cos(t-j)\omega = \cos \omega$, para $t = 1$ e $j = 1$. Porém, $\cos(j+h)\omega \cos(t-j+h)\omega = \cos 2\omega \cos \omega$. Logo, a distribuição conjunta ante translação não é a mesma.

NOTA 2.4

Em resumo, estacionariedade se associa vagamente a estacionariedade estrita e vice-versa:

1. Estacionariedade forte $\Rightarrow$ estacionariedade. Nada garante que existam momentos finitos e, caso existam, se são iguais ou independentes de t .

2. Estacionaridade $\Rightarrow$ estacionaridade forte. Nada garante que não haja alteração de distribuição por transação temporal;
3. Estacionaridade + normalidade $\Rightarrow$ estacionaridade forte. A distribuição não se alterará por translação temporal.

NOTA 2.5

Estacionaridade estrita é uma propriedade mais forte que distribuição idêntica, contudo é mais fraca que distribuições independentes e identicamente distribuídas. Sequências *i.i.d.* são estritamente estacionárias, mas sequências estritamente estacionárias não precisam ser necessariamente independentes.

NOTA 2.6

A condição necessária para estacionaridade fraca é que as raízes da equação característica devem estar fora do círculo unitário (ver Apêndice para mais detalhes).

NOTA 2.7

Visualmente, observa-se estacionaridade se uma série flutua em torno de uma média fixa e se a variância da série é constante ao longo do tempo. Não obstante, serão necessários testes estatísticos para se verificar ou não a estacionaridade da série.

2.6 ERGODICIDADE

Não é possível estimar uma série temporal apenas com a propriedade de estacionaridade. Esta seção deixa claro por que isso ocorre, por meio de um exemplo citado de Hamilton (1994). Essencialmente, para a modelagem de séries temporais e sua estimação, é necessário satisfazer a propriedade de ergodicidade. Essa propriedade permite usar uma série temporal para calcular as médias em cada instante de tempo. Como as médias são todas iguais, basta uma única realização da série para viabilizar o cálculo.

Suponha uma particular realização, s , de um processo estocástico, justamente a única série que se observa. A média temporal dessa realização é dada por:

$$\bar{y}^{(s)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t^{(s)}.$$

Se $\bar{y}$ convergir para $E(y_t)$, existe ergodicidade. Isto é, se a média temporal convergir para a média não condicional, há ergodicidade. Nesse caso, a série temporal pode ser estimada normalmente, mesmo com apenas uma realização do processo estocástico.

DEFINIÇÃO 2.5

Um processo fracamente estacionário é ergódico para o primeiro momento se:

$$E(\bar{y}^{(s)}) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_t^{(s)} = \lim_{S \rightarrow \infty} \frac{1}{S} \sum_{t=1}^S y_t^{(s)} = E(y_t).$$

No fundo, o que se tenta impor é o seguinte primeiro, a esperança de cada uma das observações é igual (restrição de estacionaridade fraca). Segundo, pode-se estimar essa esperança tomando-se a média temporal das observações (restrição de ergodicidade).

Prova-se que $\{y_t\}$ é ergódico para a média se a soma das covariâncias for finita (veja prova em Brockwell e Davis, 1991):

$$\sum_{j=0}^{\infty} |r_j| < \infty. \quad (2)$$

Algumas observações são importantes agora.

NOTA 2.8

Para haver ergodicidade, a série deve ser fracamente estacionária. Portanto, ergodicidade é mais restrita que estacionaridade.

NOTA 2.9

Se a autocovariância vai a zero suficientemente rápido quando j aumenta, pode-se provar que a série é ergódica.

DEFINIÇÃO 2.6

Um processo fracamente estacionário é ergódico para o segundo momento se:

$$\frac{1}{T-j} \sum_{t=1}^T (y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu) \xrightarrow{P} \gamma_j, \text{ para todo } j,$$

em que $\xrightarrow{P}$ significa a convergência em probabilidade.

Na prática, requerer estacionaridade acaba sendo o mesmo que requerer ergodicidade. Entretanto, o exemplo a seguir mostra um caso de estacionaridade sem que haja ergodicidade.

EXEMPLO 2.7

(Hamilton, 1994) Seja a realização de um processo estocástico $\{y_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$, cuja média é dada por $\mu^j \sim N(0, \lambda^2)$. Considere:

$$y_t = \mu^j + \varepsilon_t, \mu^j \perp \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2).$$

Perceba que:

$$\mu_t = E(\mu^j + \varepsilon_t) = 0;$$

$$\gamma_{\mu} = E(\mu^j - \varepsilon_t)^2 = \lambda^2 + \sigma^2;$$

$$\gamma_{\mu} = E(\mu^j + \varepsilon_t)(\mu^j + \varepsilon_{t-j}) = \lambda^2, j \neq 0.$$

O processo $\{y_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ satisfaz a definição de estacionaridade fraca. Contudo, a média temporal dessa variável não converge para zero, conforme a seguir:

$$\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\mu^j + \varepsilon_t) = \mu^j + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t \xrightarrow{P} \mu^j \neq 0.$$

Veja que o processo não satisfaz a condição suficiente $\sum_{t=-\infty}^{\infty} |\gamma_t| < \infty$, a menos que $\lambda^2 = 0$.

As condições de estacionaridade podem ser verificadas empirica e teoricamente, ao contrário das de ergodicidade. Por outro lado, muitas séries econômicas parecem nem ser estacionárias. Nesses casos, algumas condições adicionais têm de ser impostas, como será visto adiante.

2.7 RUÍDO BRANCO

Um processo fundamental das séries temporais estocásticas discretas é o ruído branco. Uma sequência $\{e_t\}$ é um ruído branco se cada valor nela tiver média zero, variância constante e não for correlacionado a qualquer realização da própria série (autocorrelação igual a zero). A média zero é conveniência, pois seria possível especificar um ruído branco cuja média fosse diferente do zero. Entretanto, pode-se centrar em zero tal série, sem prejuízo de suas demais propriedades.

DEFINIÇÃO 2.7

Seja uma sequência $\{e_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ de variáveis aleatórias. Se:

$$E(e_t) = 0, \forall t;$$

$$E(e_t^2) = \sigma^2, \forall t;$$

$$E(e_t e_{t-j}) = 0, \text{ todo } j \neq 0;$$

diz-se que o processo é um ruído branco cuja representação é $RB(0, \sigma^2)$.

Tal processo é chamado ruído branco porque sua função densidade espectral é horizontal como a luz branca e o processo provoca alterações na série assim como as ondas eletromagnéticas que produzem ruídos na sintonização de um rádio. Portanto, um ruído branco é, ao mesmo tempo, temporalmente homogêneo, estacionário e sem memória.³

NOTA 2.10

Séries independentes como e_t implicam que $E(e_t e_{t-j}) = 0$, mas não são implicadas por essa condição. Independência é uma propriedade mais forte do que autocovariância nula.

3. O conceito de sem memória aqui precisa ser qualificado. O sentido é o de que um processo em que a dependência temporal, se existir, está implícito na série. Uma série $e_t \sim IID(0, \sigma^2)$ certamente é um ruído branco, entretanto, nem todo ruído branco é IID, não obstante satisfaça as condições da definição.

EXEMPLO 2.8

A Figura 2.3 mostra um ruído branco $(s^2 = 1)$.

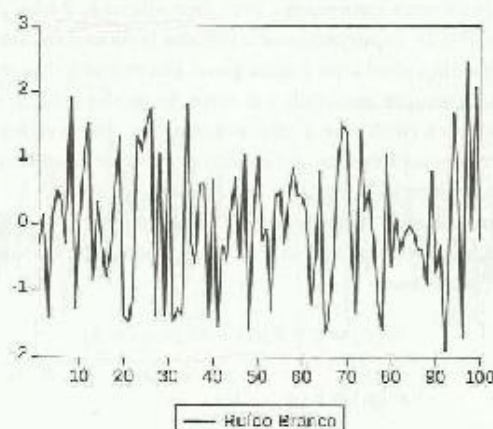


Figura 2.3 Possível realização de um ruído branco.

2.8 MÉDIAS MÓVEIS

Aqui, começamos a tratar das técnicas de estimação de séries temporais. A estratégia é partir das formas mais simples e, vagarosamente, incrementar o modelo. A importância de entender bem esses processos ocorre porque, por meio deles, será identificado o modelo que melhor se ajusta à série de interesse.

2.8.1 Médias Móveis de Ordem 1 – MA (1)

Considere o seguinte processo estocástico:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1},$$

em que ε_t é um ruído branco, conforme definido anteriormente.

Uma vez que y_t depende do erro contemporâneo, ε_t , e do erro imediatamente passado, então o processo é chamado médias móveis de ordem 1 e denotado como MA (1). Se o processo dependesse de $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}$, então seria chamado MA (2) e assim por diante.

A autocorrelação só existe para a primeira defasagem e é dada por:

$$\rho_1 = \frac{\theta\sigma^2}{(1+\theta^2)\sigma^2} = \frac{\theta}{1+\theta^2}.$$

A seguir, três processos de médias móveis de ordem 1 são simulados na Figura 2.4.

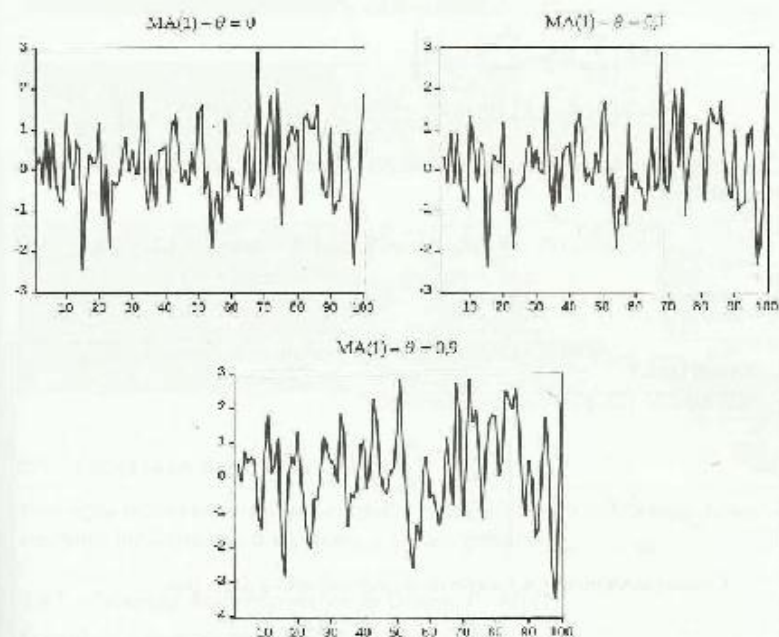


Figura 2.4 Processos $MA(1)$ com vários valores para ϕ .

2.8.2 Médias Móveis de Ordem q - $MA(q)$

A seguir, generaliza-se o processo de médias móveis para q defasagens:

$$y_t = \mu + \sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}, \theta_0 = 1.$$

Observe que esse processo satisfaz a primeira condição de estacionaridade.

$$E(y_t) = \mu + \sum_{j=0}^q \theta_j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu.$$

Como as correlações cruzadas são nulas, tem-se que:

$$\text{Var}(y_t) = E(y_t - \mu)^2 = E\left(\sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}\right)^2 = \sum_{i=0}^q \theta_i^2 E(\varepsilon_{t-i}^2) = \sigma^2 \sum_{i=0}^q \theta_i^2.$$

Agora, para $j = 1, 2, \dots, q$, tem-se:

$$\begin{aligned} \gamma_j &= E\left(\sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-j-i}\right) = \\ &= E[\theta_j \varepsilon_{t-j}^2 + \theta_{j-1} \theta_1 \varepsilon_{t-j-1}^2 + \theta_{j-2} \theta_2 \varepsilon_{t-j-2}^2 + \dots + \theta_1 \theta_j \varepsilon_{t-j}^2]. \end{aligned}$$

Para $j > q$, não haverá ε 's em datas comuns. Logo, a esperança será nula. Portanto:

$$\gamma_j = \begin{cases} \left[\theta_j + \theta_{j-1} \theta_1 + \theta_{j-2} \theta_2 + \dots + \theta_1 \theta_j \right] \sigma^2, & \text{para } j = 1, 2, \dots, q; \\ 0, & \text{para } j > q. \end{cases}$$

EXEMPLO 2.9

Seja um $MA(2)$, qual é a autocovariância?

$$\gamma_j = \begin{cases} \sigma^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2), & j = 0 \\ \sigma^2 (\theta_1 + \theta_1 \theta_2), & j = 1 \\ \sigma^2 \theta_2, & j = 2 \\ 0, & j > 2. \end{cases}$$

Consequentemente, a função de autocorrelação é dada por:

$$\rho_j = \begin{cases} 1, & j = 0 \\ \frac{(\theta_1 + \theta_1 \theta_2)}{(1 + \theta_1^2 + \theta_2^2)}, & j = 1 \\ \frac{(\theta_2)}{(1 + \theta_1^2 + \theta_2^2)}, & j = 2 \\ 0, & j > 2. \end{cases}$$

Como será visto mais tarde, a autocorrelação pode ser colocada em um gráfico como função da defasagem. Nesse gráfico, verifica-se que, a partir da defasagem q , a autocorrelação desaparece. Essa propriedade permite identificar a ordem do processo de médias móveis. Logo, um processo que é truncado na autocorrelação q é identificado como um $MA(q)$, desde que a autocorrelação parcial, a ser definida no próximo capítulo, seja decrescente assintoticamente.

resultado a partir do uso da esperança não condicional. Assim, reescrevendo o processo autorregressivo de ordem 1, pode-se encontrar um MA (∞):

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow (1 - \phi L) y_t = c + \varepsilon_t \Rightarrow$$

$$y_t = \frac{c}{1 - \phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} = \mu + \psi(L) \varepsilon_t,$$

em que

$$\mu = \frac{c}{1 - \phi} \quad \text{e} \quad \psi(L) = (1 - \phi L)^{-1} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots^5$$

Pode-se, então, calcular:

$$E(y_t) = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j E(\varepsilon_{t-j}) = \mu;$$

$$\text{Var}(y_t) = E(y_t - \mu)^2 = E\left(\sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}\right)^2 = \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{2j} E(\varepsilon_{t-j}^2) = \frac{\sigma^2}{1 - \phi^2}.$$

A autocovariância de defasagem j é:

$$\begin{aligned} E[(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu)] &= E\left[\left(\sum_{s=0}^{\infty} \phi^s \varepsilon_{t-s}\right)\left(\sum_{s=0}^{\infty} \phi^s \varepsilon_{t-j-s}\right)\right] = \\ &= \sigma^2 (\phi^j + \phi^{j+2} + \phi^{j+4} + \dots) = \left(\frac{\phi^j}{1 - \phi^2}\right) \sigma^2 \end{aligned}$$

Como a média e as autocovariâncias não são funções do tempo, o processo é fracamente estacionário, independentemente do valor de ϕ . A autocorrelação de ordem j é dada por:

$$\rho_j = \frac{\left(\frac{\phi^j}{1 - \phi^2}\right) \sigma^2}{\frac{\sigma^2}{1 - \phi^2}} = \phi^j, \quad j = 1, 2, \dots$$

A Figura 2.5 mostra quatro processos autorregressivos. É possível observar que sua trajetória é bem diferente conforme o valor do coeficiente ϕ , em todos admitindo-se que $\rho = 0$.

Comparando as duas figuras superiores, o processo em que $\phi = 0,8$ parece mais resistente a mudanças do que o processo em que $\phi = 0,5$. Comparando as duas figuras à esquerda, o processo inferior dá a impressão de ser mais volátil, embora ambos tenham a mesma variância. Essa volatilidade se reflete nos valores

5. Para verificar essa igualdade, observe que $(1 - \phi L)(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots) = 1$.

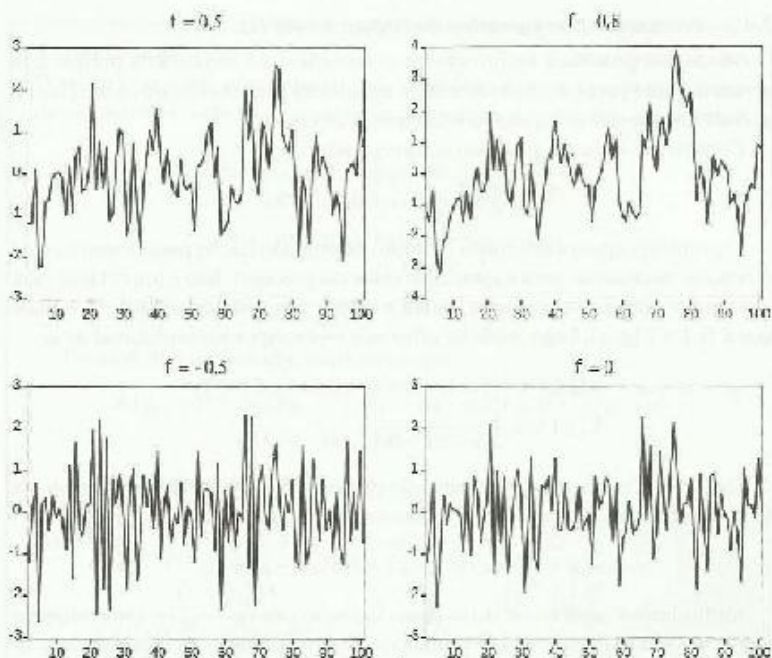


Figura 2.5 Processos AR(1) com vários valores para ϕ .

da autocovariância. Quando $\phi = 0$, é difícil definir um padrão para os dados. Trata-se, de fato, de um ruído branco.

A Figura 2.6 mostra a inflação mensal dada pelo IPCA entre janeiro de 1995 e dezembro de 2005. Como será visto adiante, essa variável segue um processo AR(1) em que $\phi \approx 0,71$.

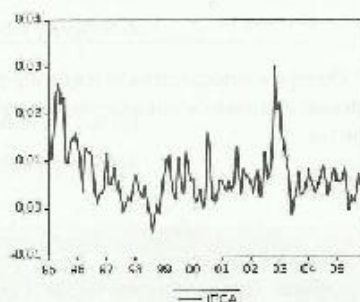


Figura 2.6 Inflação mensal - IPCA.

2.9.7 *Processo Autorregressivo de Ordem 2 – AR (2)*

O estudo dos processos autorregressivos de ordem 2 é importante porque eles geram intuição para processos de ordem maior. Eles complementam os estudos do apêndice a respeito de equações a diferenças de ordem 2.

Considere o seguinte processo autorregressivo:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

O problema agora é encontrar a função de autocorrelação para determinar as condições necessárias para a estacionaridade do processo. Isso é importante para se adquirir intuição em casos de ordem superior. Sob estacionaridade, é verdade que $E(y_t) = E(y_{t-1})$. Logo, pode-se calcular a esperança não condicional de y_t :

$$\begin{aligned} E(y_t) &= c + \phi_1 E(y_{t-1}) + \phi_2 E(y_{t-2}) + E(\varepsilon_t) \rightarrow \\ E(y_t) &= \mu = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2} \end{aligned}$$

Dada a esperança não condicional do processo, é conveniente reescrevê-lo de outra forma, a fim de tornar alguns cálculos mais fáceis:

$$y_t - \mu = \phi_1 (y_{t-1} - \mu) + \phi_2 (y_{t-2} - \mu) + \varepsilon_t$$

Multiplicando ambos os lados dessa equação por $(y_{t-j} - \mu)$ e tomando-se a esperança, e como $(y_{t-j} - \mu)$ não contém qualquer elemento correlacionado a ε_t , se $j > 0$, tem-se que:

$$\begin{aligned} E(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu) &= \phi_1 E(y_{t-1} - \mu)(y_{t-j} - \mu) + \\ &+ \phi_2 E(y_{t-2} - \mu)(y_{t-j} - \mu) - E[\varepsilon_t (y_{t-j} - \mu)] \end{aligned}$$

Logo, por definição, encontra-se:

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2}, \quad j = 1, 2, \dots$$

Ou seja, a autocovariância segue um processo autorregressivo de ordem 2. Para calcular a função de autocorrelação, é preciso apenas dividir a equação anterior por ρ_0 :

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2}, \quad j = 1, 2, \dots$$

NOTA 2.14

Esse conjunto de equações está contido em uma família mais geral, conhecida como equações de Yule-Walker.

EXEMPLO 2.10

Pode-se usar a equação anterior para calcular a função de autocorrelação desse processo, de forma a se resolver um sistema de equações simultâneas:

$$j=1: \rho_1 = \phi_1 + \phi_2 \rho_1 \Rightarrow \rho_1 = \frac{\phi_1}{1 - \phi_2};$$

$$j=2: \phi_2 - \phi_1 \rho_1 + \phi_2 = \frac{\phi_1^2}{1 - \phi_2} + \phi_2;$$

$$j=3: \rho_3 = \phi_3 + \phi_2 \rho_1 + \phi_2 \rho_2;$$

Para calcular a variância, basta encontrar:

$$E(y_t - \mu)^2 = \phi_1 E(y_{t-1} - \mu)(y_t - \mu) + \phi_2 E(y_{t-2} - \mu)(y_t - \mu) + E[e_t(y_t - \mu)] =$$

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + e_t^2 = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \sigma^2 \Rightarrow$$

$$y_t - \mu = \phi_1 \left[\frac{\sigma^2}{1 - \phi_2} + \frac{\phi_1^2 \phi_2}{1 - \phi_2} + \phi_2^2 \right] + \sigma^2 \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \frac{(1 - \phi_2) \sigma^2}{1 - \phi_2 - \phi_1^2 - \phi_1^2 \phi_2 + \phi_2^3 - \phi_2^2} = \frac{(1 - \phi_2) \sigma^2}{- \phi_2^2 (1 - \phi_2) - \phi_2^2 (\phi_2 + 1) + 1 - \phi_2} = \\ &= \frac{(1 - \phi_2) \sigma^2}{[1 - \phi_2] (\phi_2 + 1) - \phi_2^2 (\phi_2 + 1)} = \frac{(1 - \phi_2) \sigma^2}{(\phi_2 + 1) [(1 - \phi_2) - \phi_2^2]} = \\ &= \frac{(1 - \phi_2) \sigma^2}{(\phi_2 + 1) (1 - \phi_2 - \phi_2) (1 - \phi_2 + \phi_2)} \end{aligned}$$

2.9.3 Processo Autorregressivo de Ordem p – AR (p)

O processo autorregressivo de ordem p é definido como:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t = c + \sum_{j=1}^p \phi_j y_{t-j} + \varepsilon_t.$$

Se as raízes da polinomial $(1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2 - \dots - \phi_p z^p)$ estiverem fora do círculo unitário (Hamilton, 1994) ou, equivalentemente, se as raízes da polinomial $(\lambda^p - \phi_1 \lambda^{p-1} - \phi_2 \lambda^{p-2} - \dots - \phi_p)$ estiverem dentro do círculo unitário (veja Enders,

2009), o processo será fracamente estacionário e poderá ser representado como um $MA(\infty)$:

$$\hat{y}_t = \mu + \psi(L) \varepsilon_t,$$

em que

$$\mu = \frac{c}{1 - (\phi_1 + \phi_2 + \dots + \phi_p)}, \quad \psi(L) = (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)^{-1}.$$

Similarmente à seção anterior, pode-se reescrever o processo $AR(p)$ da seguinte forma:

$$y_t - \mu = \phi_1(y_{t-1} - \mu) + \phi_2(y_{t-2} - \mu) + \dots + \phi_p(y_{t-p} - \mu) + \varepsilon_t.$$

Multiplicando por $(y_{t-j} - \mu)$ e tomando a esperança:

$$E(y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu) = \phi_1 E(y_{t-1} - \mu)(y_{t-j} - \mu) + \phi_2 E(y_{t-2} - \mu)(y_{t-j} - \mu) + \dots + \phi_p E(y_{t-p} - \mu)(y_{t-j} - \mu) + E[\varepsilon_t(y_{t-j} - \mu)],$$

tem-se:

$$\gamma_j = \begin{cases} \phi_1 \gamma_{j-1} + \phi_2 \gamma_{j-2} + \dots + \phi_p \gamma_{j-p}, & j = 1, 2, \dots \\ \phi_1 \gamma_1 + \phi_2 \gamma_2 + \dots + \phi_p \gamma_p + \sigma^2_\varepsilon, & j = 0. \end{cases}$$

Dado que $\gamma_j = \gamma_{-j}$, há um sistema de $p+1$ equações simultâneas que pode ser resolvido para $\gamma_0, \gamma_1, \dots, \gamma_p$. Dividindo tudo por γ_0 , encontra-se o sistema de equações de Yule-Walker:

$$\rho_j = \phi_1 \rho_{j-1} + \phi_2 \rho_{j-2} + \dots + \phi_p \rho_{j-p}, \quad j = 1, 2, \dots, p.$$

2.10 PROCESSO AUTORREGRESSIVO DE MÉDIAS MÓVEIS – $ARMA(p,q)$

O processo autorregressivo de médias móveis é simplesmente a combinação dos processos vistos anteriormente. Assim, um $ARMA(p,q)$ é escrito como:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}. \quad (3)$$

Tomando-se a esperança incondicional da equação anterior, tem-se:

$$\begin{aligned} E(y_t) &= c + \sum_{i=1}^p \phi_i E(y_{t-i}) \implies \\ E(y_t) &= \mu = \frac{c}{1 - \sum_{i=1}^p \phi_i}. \end{aligned} \quad (4)$$

Subtraindo a equação (4) da equação (3) e aplicando a definição de $F(y_t)$, chega-se à seguinte equação:

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i (y_{t-i} - \mu) + \sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} - \mu + \psi(L) \varepsilon_t,$$

em que

$$\psi(L) = \frac{1 - \sum_{j=1}^q \theta_j L^j}{1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i}.$$

Reescrevendo o processo ARMA em termos dos desvios em relação à média não condicional e multiplicando por $(y_{t-k} - \mu)$, tem-se:

$$(y_t - \mu)(y_{t-k} - \mu) = \sum_{i=1}^p \phi_i (y_{t-i} - \mu)(y_{t-k} - \mu) + \sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} (y_{t-k} - \mu).$$

Tomando-se a esperança para $k > q$, pode-se encontrar um processo autorregressivo de ordem p , pois $E\left[\varepsilon_{t-j}(y_{t-k} - \mu)\right] = 0$:

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p}, \quad k = q+1, q+2, \dots$$

Se $k \leq q$, a função de autocovariância torna-se bem complicada, pois há correlação entre ε_{t-j} e $(y_{t-k} - \mu)$.

EXEMPLO 2.11

Considere um processo ARMA (1,1):

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}.$$

O problema é calcular a autocovariância desse processo.

$$\gamma_0 = E(\phi_1 y_{t-1} y_t + y_t y_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} y_t) = \phi_1 \gamma_1 + \sigma^2 + \theta_1 (\phi_1 + \theta_1) \sigma^2;$$

$$\gamma_1 = E(\phi_1 y_{t-1} y_{t-1} + \varepsilon_t y_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} y_{t-1}) = \phi_1 \gamma_0 + \theta_1 \sigma^2;$$

$$\gamma_2 = E(\phi_1 y_{t-1} y_{t-2} + \varepsilon_t y_{t-2} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} y_{t-2}) = \phi_1 \gamma_1;$$

$\vdots$

$$\gamma_k = E(\phi_1 y_{t-1} y_{t-k} + \varepsilon_t y_{t-k} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} y_{t-k}) = \phi_1 \gamma_{k-1}.$$

Resolvendo as duas primeiras equações simultaneamente, resulta:

$$\gamma_0 = \frac{1 + \theta_1^2 + 2\phi_1 \theta_1}{1 - \phi_1^2} \sigma^2;$$

$$\begin{aligned} \gamma_1 &= \frac{(1 + \phi_1 \theta_1)(\phi_1 - \theta_1)}{1 - \phi_1^2} \varepsilon_1^2 \\ \gamma_2 &= \phi_1 \gamma_1 \\ &\vdots \\ \gamma_k &= \phi_1^{k-1} \gamma_1 \end{aligned}$$

Para estimar os modelos ARMA, é preciso que sejam "estáveis", significando que as raízes das equações características dos processos AR e MA estejam simultaneamente fora do círculo unitário. Outra maneira de formalizar isso é dada a seguir.

DEFINIÇÃO 2.8

Considere o modelo $\alpha(L)y_t = \varepsilon_t$, em que $\alpha(L) = (1 - \alpha_1 L - \alpha_2 L^2 - \dots - \alpha_p L^p)$. O processo é dito estável se

$$\alpha(z) \neq 0$$

para todo número complexo z , satisfazendo $|z| \leq 1$.

A definição é bastante difícil, porém extremamente precisa. Para descomplicar, considere os seguintes exemplo e contraexemplo.

EXEMPLO 2.12

Seja um AR(1): $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$. Se ocorrer $|\phi| < 1$, então também sucede que

$$1 - \phi z \neq 0$$

para todo complexo z , tal que $|z| \leq 1$. Ou seja, tentativamente considere $\phi = 0,8$ e $z = 0,8 < 1$, então $1 - 0,64 \neq 0$. De fato, para qualquer valor de z , tal que $|z| \leq 1$, o resultado é diferente de zero.

Agora, suponha que $\phi = 1,25$ e $z = 0,8 < 1$. Nesse caso, $1 - 1,25 \times 0,8 = 0$, contrariando a definição. Portanto, a definição implica que as raízes da equação característica estão fora do círculo unitário.

No caso do AR (1), é bem fácil ver que a definição será sempre satisfatória, desde que $|\phi| < 1$. O problema fica mais complicado quando o processo autorregressivo for de ordem maior; entretanto, mesmo assim, a definição ainda se mantém.

2.11 FUNÇÃO GERADORA DE AUTOCOVIÂNCIAS

Existe uma maneira fácil de encontrar as autocovariâncias, $\gamma_j = \text{Cov}(y_t, y_{t-j})$, quando elas são absolutamente somáveis — o caso que geralmente se deseja trabalhar. O truque é usar a função geradora de autocovariâncias, definida por:

$$g_y(z) = \sigma^2 \psi(z) \psi(z^{-1}),$$

em que z é um escalar complexo.

As autocovariâncias são representadas pelos coeficientes de z^j , em que j é o expoente de z e indica a ordem de defasagem da autocovariância. Os exemplos a seguir devem esclarecer o ponto.

EXEMPLO 2.13

Seja um MA (1), tal que $\psi(L) = 1 + \theta L$. Logo:

$$g_y(z) = \sigma^2 (1 + \theta z)(1 + \theta z^{-1}) = \sigma^2 [\theta z^{-1} + (1 + \theta^2)z^0 + \theta z].$$

Observe que em um MA (1):

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= (1 + \theta^2)\sigma^2; \gamma_1 = \theta\sigma^2, \\ \gamma_j &= 0, j > 1. \end{aligned} \quad (5)$$

EXEMPLO 2.14

Seja um AR (1), tal que $\psi(L) = 1 - \phi L$. Então:

$$\begin{aligned} g_y(z) &= \frac{\sigma^2}{(1 - \phi z)(1 - \phi z^{-1})} = \\ &= \sigma^2 (1 + \phi z + \phi^2 z^2 + \dots)(1 + \phi z^{-1} + \phi^2 z^{-2} + \dots). \end{aligned}$$

O coeficiente de z^j é:

$$\text{para } j = 0: \sigma^2 (1 + \phi^2 + \phi^4 + \dots) = \frac{\sigma^2}{1 - \phi^2};$$

$$\text{para } j = 1: \sigma^2 (\psi + \psi^3 + \psi^5 + \dots) = \frac{\sigma^2 \psi^2}{1 - \psi^2};$$

$$\vdots$$

$$\text{para } j = h: \sigma^2 (\psi^h + \psi^{h+2} + \psi^{h+4} + \dots) = \frac{\sigma^2 \psi^h}{1 - \psi^2}.$$

Uma maneira mais formal de definir a função geradora de autocovariância é a seguinte:

$$g_y(z) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \gamma_i z^i.$$

2.12 FILTROS

É comum proceder a algumas transformações em séries econômicas. Isso é chamado *filtragem*. Ou seja, é a ideia de executar algum ajuste prévio na série antes de se trabalhar com ela, significando passar um filtro na série. Por exemplo, deseja-se diferenciá-la de modo a estacionarizá-la. A função geradora de autocovariância poderá ser útil para encontrar as autocovariâncias da série filtrada. Considere o modelo:

$$y_t = (1 + 6I) \varepsilon_t.$$

Suponha que se transforme y da seguinte forma:

$$x_t = (1 - I) y_t = A_t \varepsilon_t.$$

Substituindo a primeira equação nesta última, obtém-se o seguinte MA (2):

$$x_t = (1 - I)(1 + 6I) \varepsilon_t.$$

A função geradora de autocovariância de x pode ser assim caracterizada:

$$\begin{aligned} g_x(z) &= \sigma^2 (1 - z)(1 + 6z)(1 - z^{-1})(1 + 6z^{-1}) = \\ &= (1 - z)(1 - z^{-1}) g_\varepsilon(z). \end{aligned}$$

Generalizando, é cabível passar um filtro $h(L)$ na série y , tal que:

$$x_t = h(L) y_t,$$

em que

$$h(L) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} h_j L^j, \quad \sum_{j=-\infty}^{\infty} |h_j| < \infty.$$

Então, é fácil concluir que:

$$g_X(z) = h(z)h(z^{-1})\bar{g}_Y(z).$$

2.13 INVERTIBILIDADE

Similar à ideia de convergência das equações a diferenças, os processos de médias móveis devem ser invertíveis. Isso significa escrever um MA (q) como um AR (∞) se certas condições forem satisfeitas. Considere um processo MA (1):

$$y_t - \mu = \varepsilon_t + \theta\varepsilon_{t-1} = (1 + \theta L)\varepsilon_t.$$

Se $|\theta| < 1$, pode-se reescrever esse processo da seguinte forma:

$$\begin{aligned}(y_t - \mu)(1 + \theta L)^{-1} &= \varepsilon_t \longrightarrow \\ (y_t - \mu)(1 - \theta L + \theta^2 L^2 - \dots) &= \varepsilon_t \longrightarrow \\ y_t - \mu &= \sum_{j=1}^{\infty} (-\theta)^j (y_{t-j} - \mu) + \varepsilon_t.\end{aligned}$$

No caso do MA (q), haverá invertibilidade se as raízes características da polinomial $(1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q)$ estiverem fora do círculo unitário. A razão de impormos condições de invertibilidade em um processo de médias móveis ficará mais clara no Capítulo 3. Resumidamente, são condições necessárias a dois propósitos principais: primeiro, sem invertibilidade, a série não poderia ser estimada recursivamente, usando-se observações passadas; segundo, para haver unicidade de resultados.⁶

Para o primeiro ponto, considere o modelo anterior, admitindo que $|\theta| > 1$. Nesse caso, pode-se inverter a equação usando alguns truques.

$$\begin{aligned}(y_t - \mu)(1 + \theta L)^{-1} &= \varepsilon_t \longrightarrow \\ \left(\frac{y_t - \mu}{1 + \theta^{-1}L^{-1}}\right)(\theta^{-1}L^{-1}) &= \varepsilon_t.\end{aligned}$$

Agora, o denominador da fração é do tipo que permite a inversão para uma progressão geométrica, pois $|\theta^{-1}| < 1$. Logo, tem-se que:

$$\begin{aligned}\theta\varepsilon_{t-1} = (y_t - \mu)(1 - \theta^{-1}L^{-1} + \theta^{-2}L^{-2} - \theta^{-3}L^{-3} + \dots) \implies \\ y_t - \mu = \sum_{j=1}^{\infty} (-\theta)^j (y_{t+j} - \mu) + \theta\varepsilon_{t-1}.\end{aligned}$$

6. Um terceiro propósito seria para gerar a função de autocorrelação parcial cuja definição será dada mais tarde.

Como se vê, y_t depende das observações futuras. Logo, o modelo não pode ser estimado se as raízes do processo MA estiverem dentro do círculo unitário.

Para entender o segundo ponto, considere inicialmente um processo $y_t^a = (1 + \theta L) \varepsilon_t$. Esse processo possui:

$$\begin{aligned} \text{var}(y_t^a) &= (1 + \theta^2) \sigma^2; \\ \rho(1) &= \frac{\theta}{1 + \theta^2} = \frac{1}{\theta} - \theta. \end{aligned}$$

Considere agora o processo $y_t^b = (1 + \theta^{-1}L)\varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim \text{RB}(0, \theta^2\sigma^2)$. Esse processo possui:

$$\begin{aligned} \text{var}(y_t^b) &= \left(1 + \frac{1}{\theta^2}\right) \theta^2 \sigma^2 = (1 + \theta^2) \sigma^2 = \text{var}(y_t^a); \\ \rho(1) &= \frac{\frac{1}{\theta}}{1 + \frac{1}{\theta^2}} = \frac{1}{\theta} - \theta. \end{aligned}$$

A conclusão é que as séries y^a e y^b são indistinguíveis.

Equivalentemente, em termos da função geradora de autocovariância, tem-se:

$$\begin{aligned} \gamma_y(z) &= \sigma^2 \left(1 - \frac{1}{\theta^2} z^{-1}\right) \left(1 + \frac{1}{\theta^2} z\right) = \\ &= \sigma^2 (1 + \theta z^{-1})(1 - \theta z), \end{aligned}$$

desde que se defina

$$\sigma^2 = \frac{\overline{\sigma^2}}{\theta^2}.$$

Ou seja, as funções de autocovariância são idênticas para um processo $MA(1)$ em que $y_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$ e $y_t = \varepsilon_t + \frac{1}{\theta} \varepsilon_{t-1}$. Isso pode gerar confusão e significa que um processo $MA(1)$ com raízes fora do círculo unitário teria os mesmos momentos de outro com raízes dentro do círculo unitário. Para evitar esse problema, impõem-se as raízes sempre fora do círculo unitário.⁷

7. Em princípio, poderia ser imaginado um processo $MA(q)$ em que algumas de suas raízes estivessem fora do círculo unitário e outras dentro. Tal processo poderia ser torçado totalmente invertível, desde que se ajustasse a variância do processo adequadamente. Para detalhes, veja Hamilton (1994, cap. 5) e Hansen e Sargent (1981, p. 107).

EXERCÍCIOS

- Considere verdadeira a seguinte afirmação: seja $\{Z_t\}$ uma sequência de variáveis aleatórias *i.i.d.* $N(0,1)$, então $\{Z_t\}$ é (estritamente) estacionária.
 - Qual é a hipótese básica do resultado acima? Por quê?
 - Pode-se afirmar que estacionariedade é um reforço à hipótese de distribuição idêntica?
 - A hipótese de estacionariedade sobre uma série qualquer é mais fraca do que a hipótese *i.i.d.*? Por quê?
- Defina processo estocástico e ilustre graficamente. Explique o que é a realização de um processo estocástico e por que as séries econômicas podem ser entendidas como geradas por processos estocásticos.
- Por que se impõem restrições sobre a heterogeneidade temporal e sobre a memória de um processo estocástico?
- Qual a diferença entre estacionariedade forte (ou estrita) e estacionariedade (fraca)? Construa exemplos mostrando quando uma implica a outra, e quando uma não implica a outra.
- Responda:
 - Mostre algebricamente como um processo $AR(2)$, com raízes fora do círculo unitário, é expresso como um $MA(\infty)$.
 - Escreva um $MA(1)$ sob a forma de um $AR(\infty)$.
 - Por que as raízes do processo MA devem estar fora do círculo unitário?
- Considere o modelo $MA(1)$

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, |\theta| > 1.$$

Inverta-o e mostre ser um $AR(-\infty)$ do tipo:

$$y_t - \mu = - \sum_{i=1}^{\infty} (-\theta)^{-i} (y_{t+i} - \mu) + \theta \varepsilon_{t-1}.$$

Interprete.

- Considere o seguinte modelo $ARMA(1,1)$:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1}$$

$$\varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2).$$

Determine as condições de estacionariedade e invertibilidade. Defina as condições para se obter um ruído branco temporalmente dependente.

8. Considere o seguinte modelo ARMA (1,1):

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta \varepsilon_{t-1},$$

$$\varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2).$$

Se $\theta = \phi$ e $|\phi| > 1$, então y_t é instável ou não estacionário. Explique (dica: desenvolva o modelo recursivamente).

9. Verifique se os modelos a seguir são estacionários e/ou inversíveis, em que
- L
- é o operador defasagem.

- $(1 - L)y_t = (1 - 0,5)\varepsilon_t$
- $(1 + 0,8L)y_t = (1 - 1,2L)\varepsilon_t$
- $(1 - 0,7L + 0,4L^2) = (1 - 0,5L)\varepsilon_t$
- $(1 - 0,7L - 0,4L^2) = (1 - 1,6L + 0,7L^2)\varepsilon_t$
- $(1 + 0,9L)y_t = (1 + 0,5L + 0,4L^2 + 0,3L^3)\varepsilon_t$

10. Calcule as autocorrelações dos modelos MA(2), AR(2) e ARMA(1,1).

11. Considere o seguinte processo estocástico:

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0,1), \quad Y_0 = 0 \quad (6)$$

em que ϕ pode assumir os seguintes valores: 1,0; 0,9; 0,5. Simule 1000 séries com 100 observações cada para cada um dos parâmetros teóricos de ϕ e estime-os em seguida por MQO. Comente as propriedades do estimador.

Capítulo 3

PROCESSOS ESTACIONÁRIOS

Este capítulo aborda a modelagem de Box, Jenkins e Reinsel (1994) para séries temporais univariadas estacionárias. Se uma série for considerada não estacionária, deve ser diferenciada. Caso contrário, pode-se usar a série original, estacionária, e aplicar a metodologia deste capítulo para modelá-la e proceder às inferências e previsões. A modelagem de séries temporais univariadas consiste nos seguintes passos:

1. Identificar as ordens p e q do modelo.
2. Estimar o modelo.
3. Verificar se os resíduos estimados não rejeitam a hipótese nula de que sejam um ruído branco. Se não rejeitam, passa-se ao próximo passo. Se rejeitam, retorna-se ao primeiro passo.
4. Prever.

Como se verá, nem sempre é fácil identificar as ordens do modelo univariado, razão pela qual se podem cometer equívocos e encontrar resíduos indesejados. É preciso cuidado na análise e, frequentemente, paciência.

Nesta introdução à análise de processos estacionários, é importante observar que qualquer processo estacionário, mesmo não sendo linear, tem uma representação linear. Isso é muito poderoso, pois pressupõe que se possa decompor um processo estacionário qualquer em dois componentes lineares, um determinístico e um estocástico. Trata-se do teorema de Wold, formalmente enunciado a seguir, de acordo com Priestley (1981) e Perron (1990).

TEOREMA 3.1

Considere um processo estacionário qualquer, y_t . Tal processo pode ser representado por dois processos mutuamente não correlacionados — um

puramente determinístico, outro puramente estocástico – e ser escrito como um MA (ca):

$$d_t = u_t + d_{t-1}$$

em que

1. u_t e d_t não são correlacionados;
2. u_t é regular, sendo representado por:

$$u_t = \sum_{s=0}^{\infty} \psi_s \varepsilon_{t-s}$$

$$\psi_0 = 1; \sum_{s=0}^{\infty} \psi_s^2 < \infty; \varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2),$$

sendo $E(x_t d_t) = 0, \forall s, t$. Além disso, a sequência $\{\psi_s\}_{s=0}^{\infty}$ e o processo $\{\varepsilon_t\}$ são unicamente determinados.

3. d_t é singular no sentido de que pode ser previsto a partir do próprio passado com variância de predição nula.

PROVA¹

Por se tratar de um importante teorema, segue uma prova simplificada nesta seção.² Primeiro, defina I_t como o espaço linear gerado pela combinação de $y_1, y_2, \dots, y_t$ de tal modo que I_t é uma sequência informacional crescente, tal que $I_t \supset I_{t-1}$. Além disso, considere $proj[y_t | I_{t-1}]$ a projeção ortogonal de y_t sobre o espaço gerado por I_{t-1} e defina o erro de previsão um passo à frente como:

$$e_t = y_t - proj[y_t | I_{t-1}].$$

Dessa equação, claramente:

$$E(e_t | I_{t-1}) = E(y_t - proj[y_t | I_{t-1}] | I_{t-1}) = 0 =$$

$$= proj[y_t | I_{t-1}] - proj[y_t | I_{t-1}] = 0.$$

Em consequência, e_t é independente de I_{t-1} , isto é, e_t é ortogonal a I_{t-1} ($e_t \perp I_{t-1}$). Similaneamente, isso é válido para todo $s < t-1$. De fato, considere qualquer par $\{e_s, e_t\}$, $s < t$. Nesse caso, $e_t \perp I_s \subseteq I_{t-1}$ e $e_s \in I_s$, resultando

1. Essa prova pode ser pulada em uma primeira leitura.

2. É conveniente ver também a prova de Sargent (1987, p. 293-298).

$\varepsilon_t \perp \varepsilon_s$, de modo que $E(\varepsilon_t \varepsilon_s) = 0$ e, portanto, ε_t é um ruído branco. Fica claro, a partir disso, que I_t é um subespaço gerado pelos ε 's:

$$I_t = I_{t-1} \oplus \{\varepsilon_t\} \implies I_t = \sum_{s=t}^{\infty} \{\varepsilon_{t-s}\} \oplus I_{t-m} \implies I_t = \sum_{s=0}^{\infty} \{\varepsilon_{t-s}\} \oplus I_{t-m},$$

em que $\{\varepsilon_t\}$ é um espaço 1-dimensional gerado por ε_t e $I_{\infty} = \lim_{m \rightarrow \infty} I_{t-m}$.

Seja $I_t(\varepsilon)$ o subespaço gerado por $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots$ e u_t a projeção de y_t sobre $I_t(\varepsilon)$, então u_t deve ser a combinação linear de $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots$ e, portanto, $u_t = \sum_{s=0}^{\infty} \psi_s \varepsilon_{t-s}$. Assim:

$$E(u_t \varepsilon_{t-s}) = \psi_s E(\varepsilon_{t-s}^2).$$

Como $y_t = u_t + y_t - u_t$, então:

$$E(y_t \varepsilon_{t-s}) = E(y_t y_{t-s}) = E[(y_t - u_t) \varepsilon_{t-s}] = E(y_t y_{t-s}),$$

pois o termo $(y_t - u_t)$ é ortogonal ao espaço que contém ε_{t-s} .

Logo:

$$\psi_s = \frac{E(y_t \varepsilon_{t-s})}{E(\varepsilon_{t-s}^2)}.$$

De fato, para $s = 0$ e como $y_t = \text{proj}[y_t | I_{t-1}] + \varepsilon_t$, $\psi_0 = 1$.

Escrevendo $d_t = y_t - u_t$, verifica-se que:

1. Para $s \leq t$, $E(d_t \varepsilon_s) = 0$.
2. Para $s > t$, $\varepsilon_s \in I_t$. Assim, como $\varepsilon_s \perp I_t$, então $\varepsilon_s \perp d_t$, de modo que $E(d_t \varepsilon_s) = 0$.

Disso conclui-se que $u_t \perp d_t$, para todo s . Se u_t e d_t são ortogonais, então:

$$\text{var}(u_t) + \text{var}(d_t) = \text{var}(y_t) < \infty, \text{ porque } y_t \text{ é estacionário.}$$

Então:

$$\sum_{s=0}^{\infty} \psi_s^2 E(\varepsilon_{t-s}^2) \leq \text{var}(y_t) < \infty.$$

Resta provar que d_t é singular. Primeiro, note que $d_t \in I_t \equiv I_{t-1} \oplus \{\varepsilon_t\}$. Como $\varepsilon_t \perp d_t$, é forçoso concluir que $d_t \in I_{t-1}$. Igualmente, $d_t = \varepsilon_{t-1}$, e assim sucessivamente, já que $d_t \perp \varepsilon_s, \forall s, t$:

$$I_{t-1} = I_{t-2} \oplus \{\varepsilon_{t-1}\} \implies d_t \in I_{t-2}$$

$\vdots$

$$d_t \in I_{-\infty} = \bigcap_{s=0}^{\infty} I_s.$$

Portanto, d_t é determinado pelo passado remoto de y_t .

O passo final é provar que a projeção de d_t sobre I_{t-1} é a mesma da projeção de d_t sobre $I_t(d)$, em que $I_t(d)$ é o espaço gerado por $d_t, d_{t-1}, \dots$. Para isso, observe que:

$$I_{t-1} = I_{t-1}(d) \subset I_{t-1}(c).$$

De novo, como $d_t \perp c_s, \forall s \neq t, d_t \in I_{t-1}(d)$ e, portanto, $E(d_t) = I_{t-1}(d)$, para todo t e $d_t \in I_{t-1}(d), s \geq 0$. Logo,

$$d_t \in I_{-\infty}(d) = \cap_{-\infty}^{\infty} I_t(d).$$

Conclui-se que d_t é determinado por seu passado remoto e pode ser previsto com variância nula.

NOTA 3.1

Embora a decomposição seja linear mesmo para processos não lineares, o que significa que se pode aproximar um processo não linear por um linear, é claro que o processo não linear tende a aproximar melhor o processo estacionário.

3.1 FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO – FAC

A função de autocorrelação é o gráfico da autocorrelação contra a defasagem. A função de autocorrelação permitirá identificar a ordem q de um processo MA. Veja o porquê, lembrando das funções de autocorrelação de alguns processos já conhecidos:

Modelo	FAC
MA(q)	$\rho_j = \frac{\theta_j + \theta_{j+1}\rho_1 + \theta_{j+2}\rho_2 + \dots + \theta_q\theta_{1-j}}{\sum_{j=0}^q \theta_j^2}, \quad j = 1, 2, \dots, q$
AR(1)	$\rho_j = \rho_1^j, \quad j = 1, 2, \dots$
AR(p)	$\rho_j = \phi_1\rho_{j-1} + \phi_2\rho_{j-2} + \dots + \phi_p\rho_{j-p}, \quad j = 1, 2, \dots$
ARMA(1,1)	$\begin{cases} \rho_1 = \frac{(1 - \theta_1\theta_1)(\phi_1 + \theta_1)}{1 + \theta_1^2 - 2\theta_1\phi_1} \\ \rho_j = \phi_1\rho_{j-1} = \phi_1^{j-1}\rho_1, \quad j > 1. \end{cases}$

A tabela anterior mostra que a autocorrelação do MA torna-se zero a partir da defasagem q , enquanto a dos outros modelos decai. A forma de decaimento é exponencial no caso do AR(1), e pode ter várias configurações em um ARMA(p, q).

Na Figura 3.1, verifica-se o gráfico das observações amostrais de modelos simulados. O modelo $MA(2)$, por sua vez, tem uma configuração senoidal a partir da defasagem q . Essas características permitem determinar padrões sobre as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial que ajudam a definir as ordens p e q de um modelo univariado.

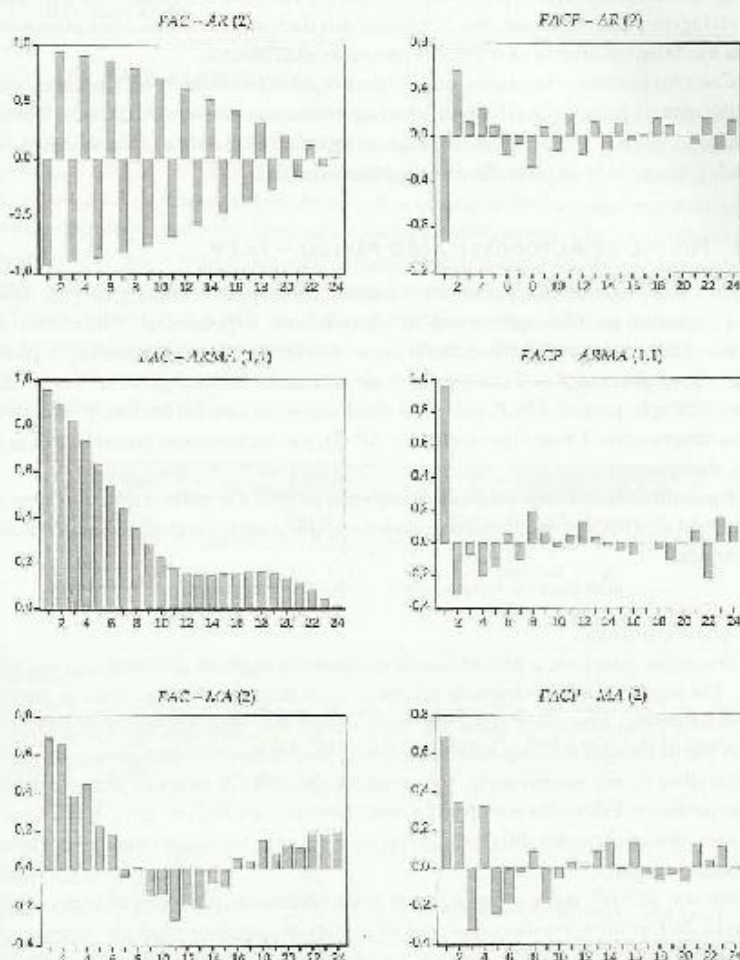


Figura 3.1. $MA(2)$: $\theta_1 = 0,8, \theta_2 = 0,9$; $AR(2)$: $\varphi_1 = -0,5, \varphi_2 = 0,4$; $ARMA(1,1)$: $\phi = 0 - 0,9$.

NOTA 3.2

Na prática, Linders (2006) sugere calcular a função de autocorrelação parcial até $j = \frac{T}{4}$, em que T é o tamanho da amostra.

3.3 IDENTIFICAÇÃO

3.3.1 FAC, FACP e LJUNG-BOX

A partir das ideias anteriores, podem-se identificar mais facilmente os modelos $AR(p)$ e $MA(q)$ e, com dificuldades, o modelo $ARMA(p,q)$. A FAC define a defasagem do MA . A FACP define a defasagem do AR . No primeiro caso, sabe-se que a função de autocorrelação decai com o aumento de defasagens, e a função de autocorrelação parcial é truncada a partir da defasagem p . No segundo caso, ocorre o inverso: a função de autocorrelação é truncada na defasagem q , e a função de autocorrelação parcial decai. No caso de uma $ARMA(p,q)$, ambas as funções decaem a partir da defasagem de truncagem. Essa defasagem é, frequentemente, difícil de reconhecer visualmente. A FAC começará a decair a partir da defasagem q , e a FACP, a partir da defasagem p . O quadro a seguir resume as condições apresentadas:

Modelo	FAC	FACP
$AR(p)$	Decai	Truncada na defasagem p
$MA(q)$	Truncada na defasagem q	Decai
$ARMA(p,q)$	Decai se $j > q$	Decai se $j > p$

NOTA 3.3

Visualmente, pode ser difícil identificar quando se inicia o decaimento. O formato do decaimento não é bem-definido, exceto para um $AR(1)$, que é exponencial.

NOTA 3.4

Tsay (2005) propõe uma metodologia para identificar modelos $ARMA(p,q)$. Entretanto, parece ser uma metodologia muito trabalhosa vis-à-vis o processo de verificação de resíduos a ser discutido adiante.

Outro problema surge para estimar os valores da variância da autocorrelação e da autocorrelação parcial, porque dependem dos verdadeiros valores dos coeficientes, que são desconhecidos.

Do ponto de vista prático, as estimativas dos coeficientes são obtidas conforme o procedimento a seguir:

1. Obtenha a média amostral da série y_t :

$$\bar{y} = \frac{\sum_{t=1}^T y_t}{T}.$$

2. Em seguida, calcule a autocorrelação amostral:

$$\hat{\rho}_j : \hat{\rho}_j = \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-j} - \bar{y})}{\frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}{T}}, \quad j = 1, 2, \dots,$$

em que o acento circunflexo indica parâmetro estimado.³

3. Depois, trace o gráfico de $\hat{\rho}_j$ contra j .

4. Em grandes amostras, a variância das estimativas para um ruído branco pode ser *aproximada*⁴ por T^{-1} . Esse é o referencial básico para traçar o intervalo de confiança, já que o objetivo é obter resíduos que sejam estatisticamente um ruído branco.

5. Se a série for um MA (q), então a variância das estimativas pode ser aproximada por $T^{-1} \left(1 + 2 \sum_{k=1}^{j-1} \rho_k^2 \right)$, para $j > q$. Se os valores de $\hat{\rho}_j$ forem estatisticamente diferentes de zero, ou seja, se a hipótese nula $H_0 : \rho_j = 0$ contra $H_1 : \rho_j \neq 0$ é rejeitada, considera-se $\hat{\rho}_j$ diferente de zero. Há *softwares* que calculam esse intervalo de confiança para ajudar na identificação da EACP, aproximando ρ_k por $\hat{\rho}_k$. Outros pacotes simplificam e usam o intervalo do ruído branco mesmo, em razão da indisponibilidade de ρ_k . No caso, é importante entender que a rejeição da nula sob o intervalo de um ruído branco poderia ser falsa se o intervalo correto fosse calculado.

6. Para a EACP, a variância de $\hat{\phi}_{j,j}$ também é dada por T^{-1} para um AR (p), quando $j > p$. Assim, se a estimativa estiver entre dois desvios-padrão, $\pm 2T^{-1/2}$, não se rejeita a hipótese nula de coeficiente igual a zero.

3. A razão de se dividir a autocovariância por T e não por $T - j$, como se costuma, foge ao escopo deste texto. Pode-se mostrar que o erro quadrático médio é menor dividindo-se por T .

4. Também conhecida como aproximação de Bartlett.

NOTA 3.5

São necessários os verdadeiros valores de ρ_j para se calcular o intervalo de confiança. Por isso, o procedimento descrito para a identificação de modelos ARMA deve ser usado apenas como uma regra de bolso. Na verdade, as variâncias das estimativas de autocorrelação dependem umas das outras, de modo que há uma contaminação no intervalo de confiança de cada uma dessas estimativas [ver Priestley (1981) para uma discussão sobre isso, particularmente o Capítulo 5].

Em outras palavras, a aproximação de Bartlett para amostras limitadas não é muito boa. O mesmo ocorre com a função de autocorrelação parcial.

Uma maneira melhor de verificar se há ordens maiores no modelo ARMA se dá pelo uso da estatística de Ljung-Box, cujas hipóteses nula e alternativa são mais bem ineridas dessa forma, porque as autocorrelações são conjuntamente identificadas.

Sejam as hipóteses nula, dada por $H_0: \sum_{j=1}^n \rho_j = 0$, e alternativa, dada por $H_1: \sum_{j=1}^n \rho_j \neq 0$, então pode-se testar essa hipótese usando a seguinte estatística:

$$Q = T(T+2) \sum_{j=1}^n \frac{\hat{\rho}_j^2}{T-j} \xrightarrow{d} \chi_n^2$$

em que $\xrightarrow{d} \chi_n^2$ indica convergência em distribuição para uma distribuição qui-quadrada com n graus de liberdade.⁵

ora, como o teste indica, se uma das autocorrelações for diferente de zero, há evidência de existência de um modelo ARMA (p,q) . Se, estimado o modelo, os resíduos obtidos não apresentarem mais evidência de autocorrelação usando essa estatística, o modelo estará bem estimado.

NOTA 3.6

Na prática, identifica-se o modelo por meio da FAC e da FACR. Em seguida, usa-se a estatística de Ljung-Box sobre os resíduos estimados para confirmar e reforçar os resultados. Caso os resultados não se confirmem por essa estatística, adicionam-se novas defasagens e repete-se o processo de verificação de resíduos.

5. As hipóteses nula e alternativa desse teste poderiam ser formuladas de outra forma, sem alterar a estatística. Nesse caso, a hipótese nula é $H_0: \rho_j = 0$, para todo j , contra $H_1: \rho_j \neq 0$, para algum j .

3.3.2 Critério de Informação

O critério de informação é uma forma de encontrar o número ideal de parâmetros de um modelo. Para entendê-lo, tenha em mente que, a cada regressor adicional, a soma dos resíduos não vai aumentar; frequentemente, diminuirá. A redução se dá à custa de mais regressores. Para balancear a redução dos erros e o aumento do número de regressores, o critério de informação associa uma penalidade a esse aumento. Se a penalidade for menor do que a diminuição da soma de resíduos, o regressor adicional deve ser incorporado ao modelo. Se a penalidade for maior que a diminuição da soma, o regressor adicional traz mais custos do que benefícios. A ideia do critério de informação é minimizar uma função baseada nos resíduos, penalizada pelo número de regressores.

É difícil identificar o modelo ARMA (p, q) visualmente. Com frequência, dois ou mais modelos possíveis geram resíduos cujos testes indicam ser um ruído branco. O melhor modelo será o mais parcimonioso, satisfatório que os resíduos sejam os menores possíveis. Isto é, o modelo mais parcimonioso – portanto, com menor número de parâmetros – deverá gerar menos imprecisão de estimativas justamente porque tem menos parâmetros do que um modelo com mais parâmetros.

As estatísticas descritas a seguir tratam desse problema e são usadas para escolher o melhor modelo. O critério de especificação tem, em geral, a seguinte forma:

$$C = \ln \hat{\sigma}^2(T) + c_T p(T),$$

em que $\hat{\sigma}^2(T) = T^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2$ é a variância estimada dos resíduos; c_T representa o número de parâmetros estimados; $p(T)$ é a ordem do processo, que penaliza a falta de parcimônia.

O primeiro termo da equação mede a adequação do processo. É claro que, quanto menor a variância dos resíduos, melhor. Entretanto, tal redução de variância foi obtida à custa da imposição de mais parâmetros ao processo cuja penalização ocorre na segunda parcela.

NOTA 3.7

Note que o número de observações, T , é igualante ao número de parâmetros estimados. Isso significa ser um cenário comparativo com o mesmo número de observações.

Há três principais critérios de informação. A estatística de Schwarz é dada pela seguinte expressão, denotada por *BIC* (Bayesian Information Criterion) ou *SBC* (Schwarz Bayesian Criterion):

$$BIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 - n \frac{\ln T}{T},$$

em que $n = p + q$, se o modelo não tem constante, e $n = p + q + 1$, se há constante no modelo,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^2}{T}.$$

A estatística de Akaike, denotada por *AIC* (Akaike Information Criterion), é dada por:

$$AIC(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T}.$$

Por fim, a estatística de Hannan-Quinn, *HQ*, é dada por:

$$HQ(p, q) = \ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T} \ln \ln T.$$

Quanto mais parâmetros forem estimados no mesmo período da amostra, menor será o erro estimado, mas isso será penalizado na segunda parcela da estatística. Por isso, deseja-se o menor *AIC*, *HQ* ou *BIC* possível.

NOTA 3.8

Modelos com diferentes amostras não podem ser comparados por esses critérios. As amostras devem ser iguais para comparação.

NOTA 3.9

Enquanto o critério *BIC* é consistente assintoticamente, e tende a escolher um modelo mais parcimonioso do que o *AIC*, este último funciona melhor em pequenas amostras, não obstante seja viesado para escolher modelos sobreparametrizados. O critério *HQ* também é assintoticamente consistente, porém é menos forte que o critério *BIC*.

NOTA 3.10

Os resultados valem tanto para processos estacionários quanto para processos integrados (Johkeph e Kräzig, 2004).

De forma geral, se $T \geq 16$, então:⁶

$$BIC \leq HQ \leq AIC.$$

Em resumo, os critérios de informação são:

Critério de Informação	Definição
AIC	$\ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T}$
BIC	$\ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{\ln T}{T}$
HQ	$\ln \hat{\sigma}^2 + n \frac{2}{T} \ln \ln T$

A seguir, são mostrados exemplos das várias possibilidades visuais que se podem encontrar com séries de tempo reais. São exemplos das configurações mais comuns.

3.3.3 Identificação de Modelos AR, MA e ARMA

EXEMPLO 3.1

A Figura 3.2 apresenta os gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial de um processo MA (1): $y_t = \varepsilon_t + 0,4\varepsilon_{t-1}$. Os intervalos de confiança são baseados na variância de um ruído branco, portanto, trata-se da versão simplificada de cálculo do intervalo.

Tratando-se de um MA (1), é de se notar que a função de autocorrelação é de fato truncada na primeira defasagem. A FACP deveria decair exponencialmente. No caso dessa simulação, e de inúmeras séries temporais reais, a FACP aparece truncada na primeira defasagem, o que pode gerar dúvida se se trata de um modelo ARMA (1,1). A solução da dúvida é simples: estime os dois modelos e tome aquele cujos resíduos são um ruído branco. Se ambos

6. Embora usemos indistintamente para identificar modelos ARMA(p,q), na verdade os critérios sugeridos são indicados para modelos autorregressivos. A razão é que os modelos ARMA(p,q) podem ser as ordens p e q simultaneamente superespecificadas, e estas se cancelariam de um lado e de outro. Veja Lütkepohl e Krätzig (2004), que propõem um procedimento alternativo, conhecido como Hannan-Rissanen, para identificar mais corretamente o modelo ARMA por meio do critério de informação.

tiverem resíduos que sejam um ruído branco, escolha o modelo cujo critério de informação é o menor possível.

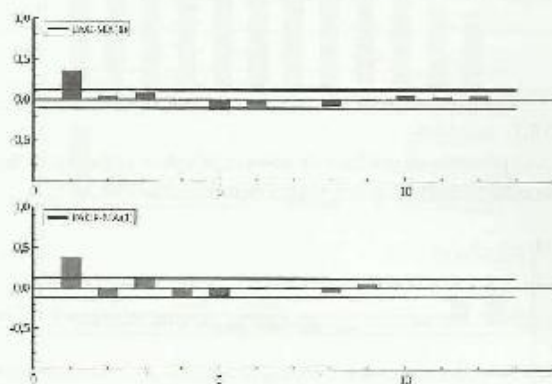


Figura 3.2 Funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de um $MA(1)$.

EXEMPLO 3.2

A Figura 3.3 apresenta os gráficos de autocorrelação e autocorrelação parcial de um processo $AR(1)$: $y_t = 0,6y_{t-1} + \varepsilon_t$.

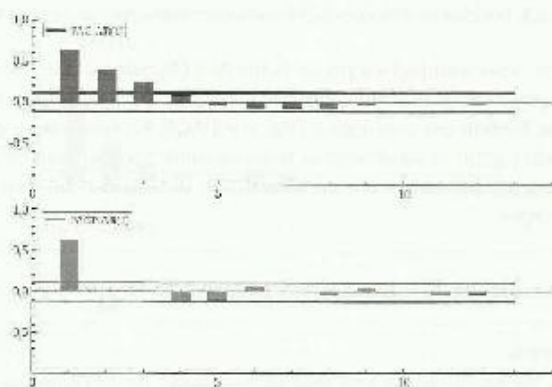


Figura 3.3 Funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de um $AR(1)$.

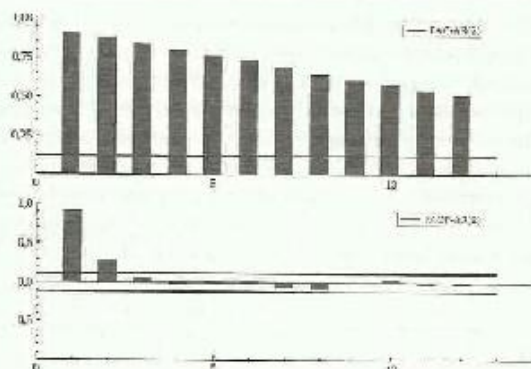


Figura 3.5: Funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de um $AR(2)$.

O decaimento da FAC é lento, sugerindo que os coeficientes do processo somam 1. Não obstante, as raízes estão fora do círculo unitário, sugerindo um processo estacionário.

EXEMPLO 3.5

A Figura 3.6 representa a DAC e a FACP de um $ARMA(1,1)$, com a seguinte especificação: $y_t = 0.6y_{t-1} + \varepsilon_t + 0.3\varepsilon_{t-1}$.

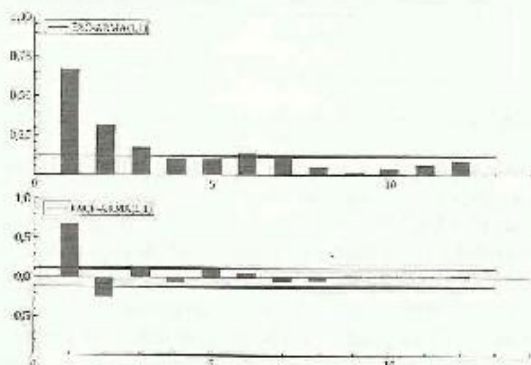


Figura 3.6: Funções de autocorrelação e autocorrelação parcial de um $ARMA(1,1)$.

Em ambas as funções, há decaimento exponencial — o é muito difícil identificar quando ele se inicia. A regra prática é a seguinte: avalie o critério de informação de todas as combinações possíveis de modelos, a partir do ponto em que os coeficientes da TAC e TACP tornam-se estatisticamente insignificantes e tome o modelo com o menor valor. No exemplo, define-se $ARMA(p_{max}, q_{max}) = ARMA(5, 7)$ cuja especificação é justificável se houver interpretação econômica. Se o pesquisador for um pouco mais liberal, poderá ajustar $ARMA(p_{max}, q_{max}) = ARMA(3, 3)$. Nesse último caso, haveria 16 combinações a considerar, pois $p = 0, 1, 2, 3$ e $q = 0, 1, 2, 3$.

EXEMPLO 3.6

Considere a taxa mensal de inflação medida pelo IPCA. A Figura 3.7 apresenta os gráficos da autocorrelação e da autocorrelação parcial dessa série.

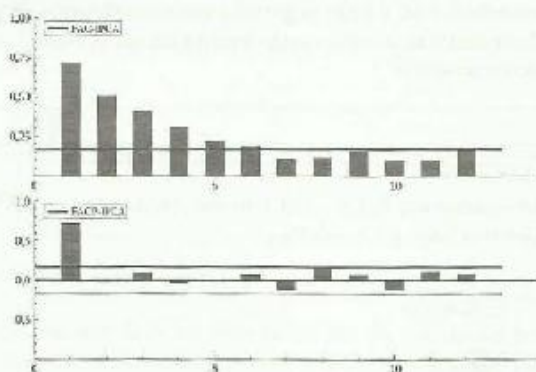


Figura 3.7 Função de autocorrelação e autocorrelação parcial do IPCA.

Como pode ser notado, a autocorrelação decai exponencialmente, indicando que a série possui componente de média móvel igual a zero. A autocorrelação parcial é truncada na primeira defasagem, indicando um processo $AR(1)$. A interpretação econômica para esse resultado é que apenas a inflação do mês passado possui efeito significativo sobre a inflação corrente. A taxa de inflação em meses anteriores ($t-2, t-3, \dots$) não possui efeito sobre a inflação corrente. Trata-se de um resultado esperado, pois a literatura sobre o assunto sempre supõe algum tipo de inercialidade sobre a inflação. O IPCA será usado na próxima seção para entendermos o processo de estimação.

Em resumo, definem-se as máximas ordens p e q do modelo na defasagem referente à última hipótese nula rejeitada nos gráficos das funções de autocorrelação e autocorrelação parcial. Depois, estimam-se todas as combinações de modelos possíveis, de forma a se identificar o modelo **minimizando a estatística de informação ou critério de especificação**. Por trás dessa ideia, está a de buscar o modelo mais parcimonioso possível, que, em geral, produz melhores previsões, segundo Box, Jenkins e Reinsel (1991).

3.4 ESTIMAÇÃO CONDICIONAL

Esta seção mostra como estimar os modelos univariados estacionários usando-se o método de máxima verossimilhança. Inicia-se com o método de máxima verossimilhança condicional. Trata-se de um método que é assintoticamente equivalente ao da máxima verossimilhança exata, a ser visto depois. A vantagem do primeiro método é a facilidade de especificar e, conseqüentemente, estimar a função de verossimilhança. O problema é não ser tão eficiente quanto o método exato, sobretudo para pequenas amostras. Em geral, o pesquisador assume distribuição normal ou *t*-Student e procura estimar o vetor de parâmetros $\Psi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_q; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$ que maximiza a probabilidade de a amostra pertencer à distribuição especificada. A seguir, são estudados os casos principais, assumindo distribuição normal, segundo Hamilton (1994).

3.1.1 Função de Verossimilhança para um AR (p)

A ideia de estimação condicional para um processo AR (p) é usar as p primeiras observações como valores iniciais para maximizar a função de verossimilhança condicional:

$$\begin{aligned} l(\Psi) &= \sum_{t=p+1}^T \ln f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1; \Psi) = \\ &= -\frac{T-p}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \sum_{t=p+1}^T \frac{(y_t - \mu - \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i})^2}{2\sigma^2}. \end{aligned}$$

Observe que o vetor de parâmetros dessa função, Ψ , é o mesmo do de mínimos quadrados ordinários. A vantagem do método é a facilidade de estimação para o caso autorregressivo. O que muda nesse caso condicional, entre máxima verossimilhança e mínimos quadrados, é a estimativa de σ^2 .

Quando T é suficientemente grande, as p primeiras observações contribuem marginalmente para o total da verossimilhança. Desse modo, as verossimilhanças condicional e exata acabam tendo as mesmas propriedades assintóticas, desde que as raízes de $\phi(L)$ estejam fora do círculo unitário.

NOTA 3.II

As máximas verossimilhanças condicional e exata têm as mesmas propriedades assintóticas, assim como o método de mínimos quadrados condicionais, quando as raízes de $\phi(L)$ estão fora do círculo unitário. Do ponto de vista econométrico, essas estimativas são todas consistentes, embora o método de máxima verossimilhança exato seja preferido por ser o mais eficiente.

No que segue, os estimadores são desenvolvidos para o caso em que $p = 1$, como um exemplo. Para isso, precisamos tomar as condições de primeira ordem:

$$[c]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial c} = \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})}{\sigma^2},$$

$$[\phi_1]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1}) y_{t-1}}{\sigma^2},$$

$$[\sigma^2]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial \sigma^2} = -\frac{T-1}{2\sigma^2} + \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})^2}{2\sigma^4}.$$

Igualando as equações a zero, temos:

$$\begin{aligned} \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})}{\sigma^2} &= 0 \implies \hat{c} = \frac{\sum_{t=2}^T y_t}{T-1} - \hat{\phi}_1 \frac{\sum_{t=2}^T y_{t-1}}{T-1}, \\ \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1}) y_{t-1}}{\sigma^2} &= 0 \implies \hat{\phi}_1 = \frac{\sum_{t=2}^T y_t y_{t-1} - \hat{c} \sum_{t=2}^T y_{t-1}}{\sum_{t=2}^T y_{t-1}^2}, \\ -\frac{T-1}{2\sigma^2} + \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})^2}{2\sigma^4} &= 0 \implies \hat{\sigma}^2 = \sum_{t=2}^T \frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{T-1}, \end{aligned}$$

Convém notar que podemos escrever

$$\hat{c} = \bar{y} - \hat{\phi}_1 \bar{y}_{-1},$$

em que

$$\bar{y} = \frac{\sum_{t=2}^T y_t}{T-1} \quad \text{e} \quad \bar{y}_{-1} = \frac{\sum_{t=2}^T y_{t-1}}{T-1},$$

tratando-se do mesmo resultado de regressão simples cujo método é o de mínimos quadrados ordinários.

Substituindo a primeira equação na segunda e resolvendo, obtém-se:

$$\begin{aligned}\hat{\phi}_1 &= \frac{\sum_{t=2}^T y_t y_{t-1} - \left(\frac{\sum_{t=2}^T y_t}{T-1} - \frac{\sum_{t=2}^T y_{t-1}}{T-1} \right) \sum_{t=2}^T y_{t-1}}{\sum_{t=2}^T y_{t-1}^2} = \\ &= \frac{\sum_{t=2}^T y_t y_{t-1} - \frac{\sum_{t=2}^T y_t \sum_{t=2}^T y_{t-1}}{T-1}}{\sum_{t=2}^T y_{t-1}^2 - \frac{\left(\sum_{t=2}^T y_{t-1} \right)^2}{T-1}} = \frac{\sum_{t=2}^T y_t y_{t-1} - \frac{\sum_{t=2}^T y_t \sum_{t=2}^T y_{t-1}}{(T-1)^2}}{\sum_{t=2}^T y_{t-1}^2 - \frac{\left(\sum_{t=2}^T y_{t-1} \right)^2}{T-1}} = \\ &= \frac{\text{cov}(y_t, y_{t-1})}{\text{var}(y_{t-1})}.\end{aligned}$$

De novo, convém notar que o resultado para $\hat{\phi}_1$ é idêntico ao resultado da regressão de mínimos quadrados ordinários, podendo ser facilmente generalizado para o caso de p regressores.

No caso do estimador da variância, o resultado não é igual ao da regressão de mínimos quadrados ordinários, pois:

$$\hat{\sigma}^2 = \sum_{t=2}^T \frac{\hat{\varepsilon}_t^2}{T-1} \neq \sum_{t=2}^T \frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{T-2} = s^2.$$

O lado direito da desigualdade representa o estimador de mínimos quadrados ordinários com dois regressores, cuja notação é geralmente dada por s^2 .

O grande problema da estimação ocorre, contudo, quando existe um modelo de médias móveis, já que não se observam os erros necessários para calcular os parâmetros da média móvel. A próxima seção sugere uma forma de resolver esse problema.

EXEMPLO 3.7

Usa-se o IPCA para exemplificar o uso da técnica de estimação condicional. O modelo estimado foi o seguinte:

$$\begin{aligned}y_t &= \mu + u_t \\ u_t &= \phi u_{t-1} + \varepsilon_t.\end{aligned}$$

Note que o modelo pode ser sintetizado em um AR(1) da seguinte forma:

$$y_t = \mu + \phi u_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Como $y_{t-1} = y_{t-1} - \mu$, tem-se:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + \phi(y_{t-1} - \mu) + \varepsilon_t = \\ &= \mu(1 - \phi) + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t = \bar{\mu} + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t. \end{aligned}$$

Como $\mu = \frac{\bar{y}}{1-\phi}$, segue-se que $\mu(1 - \phi) = \bar{y}$.

Alguns softwares, como o *Views*, usam essa especificação para estimar o modelo, porque o resultado final gera diretamente a média incondicional, μ , por ser um coeficiente mais interessante que $\bar{y}$.

Por razões que serão aclaradas na seção de diagnóstico de resíduos, a série de IPCA a estimar foi dessazonalizada usando-se o método X-11. A análise da série dessazonalizada quanto às funções FAC e PACF não se alterou. O resultado obtido é descrito na equação a seguir:

$$\begin{aligned} \text{IPCA}_t &= 0,615 + u_t \\ &\quad (0,130) \\ u_t &= 0,801u_{t-1} + \varepsilon_t \\ &\quad (0,048) \\ \sigma &= 0,311 \end{aligned}$$

A série original tem 148 observações. Na regressão, foram utilizadas 148 em razão do condicionamento da amostra à primeira observação. A inflação de longo prazo está em torno de 0,61% ao mês. O coeficiente do AR(1) representa o ϕ e indica uma considerável inercialidade, a despeito do Plano Real. O desvio-padrão das coeficientes, indicado entre parênteses embaixo dos coeficientes estimados, foi ajustado para heterocedasticidade e autocorrelação e indica alta significância.

Na planilha *estimacao_IPCA.xls*, disponível no site do livro (<http://www.cengage.com.br>), todos esses passos são feitos no Excel, usando-se o solver. Também é feita a estimação condicional à média de y . Nesse último caso, os resultados diferem muito pouco, ficando da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \text{IPCA}_t &= 0,636 + u_t \\ &\quad (0,097) \\ u_t &= 0,801u_{t-1} + \varepsilon_t \\ &\quad (0,087) \\ \sigma &= 0,315 \\ &\quad (0,005) \end{aligned}$$

3.4.2 Função de Verossimilhança para um MA (q)

Considere inicialmente um MA (1), como forma de ganhar alguma intuição com relação a um modelo de ordem $q > 1$:

$$y_t = c_t + \theta \varepsilon_{t-1}$$

Primeiro, fixam-se os valores iniciais dos erros à sua esperança incondicional. No caso do MA (1), fixa-se $\varepsilon_0 = 0$. Trata-se de uma hipótese inicial bem razoável, porque é desejável que os resíduos sejam nulos. Com isso, podem-se obter os erros em função da variável observada:

$$\begin{aligned} \varepsilon_1 &= y_1 - \theta \varepsilon_0 = y_1; \\ \varepsilon_2 &= y_2 - \theta \varepsilon_1 = y_2 - \theta y_1; \\ \varepsilon_3 &= y_3 - \theta \varepsilon_2 = y_3 - \theta(y_2 - \theta y_1); \\ &\vdots \\ \varepsilon_t &= \sum_{i=0}^{t-1} (-\theta)^i y_{t-i}. \end{aligned}$$

É claro que essa derivação vale se $|\theta| < 1$, razão pela qual se requerem invertibilidade anteriormente. Se $|\theta|$ não é próximo de 1, esse condicionante terá poucos efeitos práticos, de modo que a função condicional vai ser uma boa aproximação para a incondicional.⁷ Assim, a função de verossimilhança condicional a maximizar, supondo distribuição normal, fica:

$$\sum_{t=1}^T \ln f(y_t, y_{t-1}, \dots, y_1 | \varepsilon_0 = 0; \Psi) = -\frac{T}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{t=1}^T \left(\sum_{i=0}^{t-1} (-\theta)^i y_{t-i} \right)^2.$$

As derivadas não são exatas e, portanto, ela é maximizada usando-se métodos numéricos. O método de mínimos quadrados não lineares também poderia ser utilizado, observada a diferença de estimativa sobre o desvio padrão, σ .

Generalizando, pode-se estimar um MA (q) fixando-se os valores iniciais por meio da esperança incondicional:

$$\varepsilon_0 = \varepsilon_{-1} = \dots = \varepsilon_{-q+1} = 0.$$

Definindo $\varepsilon_0 = (\varepsilon_0, \varepsilon_{-1}, \dots, \varepsilon_{-q+1})$ e assumindo invertibilidade, a função de verossimilhança condicional é dada por:

7. Entretanto, quando $|\theta|$ estiver próximo de 1, esse tipo de condicionante não será muito bom, devendo-se preferir a máxima verossimilhança exata. Infelizmente, não é possível saber que opção utilizar a priori.

$$\sum_{i=1}^T \ln f(y_i, y_{i-1}, \dots, y_1 | \varepsilon_0 = 0; \Psi) = -\frac{T}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \sum_{i=1}^T \frac{\varepsilon_i^2}{2\sigma^2}.$$

Novamente, o problema do método ocorre quando as raízes da polinomial estão próximas do círculo unitário.

EXEMPLO 3.8

Continuando o exemplo de IPCA, estima-se um modelo MA (3), suficiente para branquear os resíduos. A seguir, é mostrado o resultado da estimação.

$$IPCA_t = 0,642 + 0,88\varepsilon_{t-1} + 0,618\varepsilon_{t-2} + 0,25\varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$$

(0,373) (0,034) (0,063) (0,340)

Na planilha estimação IPCA.xls, disponível no site do livro (www.cengage.com.br), todos esses passos são feitos no Excel, usando-se o solver. Nesse caso, os resultados são diferentes do Eviews – este usa mínimos quadrados não lineares para obter os parâmetros e aquele usa máxima verossimilhança condicional. Os resultados do Excel são:

$$IPCA_t = 0,084 + 0,068\varepsilon_{t-1} + 0,069\varepsilon_{t-2} + 0,058\varepsilon_{t-3} + \varepsilon_t$$

$$\sigma = 3,008.$$

3.4.3 Função de Verossimilhança para um ARMA (p, q)

Para o caso de um ARMA (p, q) condicional, assume-se que os erros iniciais sejam nulos, de forma que $\varepsilon_0 = \varepsilon_{-1} = \dots = \varepsilon_{-p+1} = 0$.

O componente autorregressivo, por sua vez, pode ser condicionado de duas formas. Na primeira, fixa-se $y_0 = y_{-1} = \dots = y_{-p+1} = \bar{y}$, que é a média temporal da variável que, supostamente, converge para sua esperança não condicional. Nesse caso, inicia-se a estimação usando-se a amostra toda, ou seja, as observações de 1 a T. Formalmente, dados os valores iniciais $y_0^* = (y_0, y_{-1}, \dots, y_{-p+1})$ e $\varepsilon_0 = (\varepsilon_0, \varepsilon_{-1}, \dots, \varepsilon_{-p+1})$, calculam-se os resíduos:

$$\varepsilon_t = y_t - c - \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}, \quad t = 1, 2, \dots, T,$$

e maximiza-se:

$$\ln f(y_T, y_{T-1}, \dots, y_1 | y_0, \varepsilon_0; \Psi) = -\frac{T}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \sum_{i=1}^T \frac{\varepsilon_i^2}{2\sigma^2}.$$

Outra possibilidade é assumir os valores iniciais de y como os valores observados. Nesse caso, inicia-se a estimação em $t = p + 1$. Essa última alternativa é a recomendada por Box, Jenkins e Reinsel (1994). Dessa forma, fixa-se:

$$e_t = e_{t-1} = \dots = e_{t-p+1} = 0$$

e maximiza-se:

$$\begin{aligned} \ln f(y_T, y_{T-1}, \dots, y_1 | y_T, y_{T-1}, \dots, y_1, e_p, e_{p-1}, \dots, e_{p-p+1} = 0; \Psi) \\ = -\frac{T-p}{2} \ln 2\pi\sigma^2 - \sum_{t=p+1}^T \frac{\hat{e}_t^2}{2\sigma^2}. \end{aligned}$$

Numericamente, procede-se à maximização condicionada da seguinte forma:

1. Defina um vetor de parâmetros iniciais Ψ^0 , dados os valores iniciais, (y_t, e_t) .
2. Use esse vetor de parâmetros para construir a série inicial de erros:

$$\tilde{e}_{0,t} = y_t - c^1 - \sum_{i=1}^p \phi_i^0 y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j^0 e_{t-j}, \text{ para todo } t.$$

3. Encontre o vetor de parâmetros Ψ^1 que maximiza a verossimilhança que contenha os seguintes erros:

$$e_{1,t} = y_t - c^1 - \sum_{i=1}^p \phi_i^1 y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j^1 \tilde{e}_{0,t-j}.$$

4. Com $\tilde{\Psi}^1$, recalcule os erros, dados os valores iniciais, (y_t, e_t) :

$$\tilde{e}_{1,t} = y_t - c^1 - \sum_{i=1}^p \tilde{\phi}_i^1 y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \tilde{\theta}_j^1 \tilde{e}_{1,t-j}.$$

5. Em seguida, encontre o vetor de parâmetros Ψ^2 que maximiza a verossimilhança que contenha os seguintes erros:

$$e_{2,t} = y_t - c^2 - \sum_{i=1}^p \phi_i^2 y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \theta_j^2 \tilde{e}_{1,t-j}.$$

6. De modo geral, para $a \geq 2$, calcule:

$$\tilde{e}_{a,t} = y_t - c^a - \sum_{i=1}^p \tilde{\phi}_i^{a-1} y_{t-i} - \sum_{j=1}^q \tilde{\theta}_j^{a-1} \tilde{e}_{a,t-j}.$$

7. Em seguida, encontre Ψ^{n+1} que maximizar:

$$\epsilon_{n+1, n} = y_n - \epsilon^{n+1} = \sum_{i=1}^n \phi_i^{n+1} y_{n-i} - \sum_{j=1}^p \psi_j^{n+1} \epsilon_{n+1-j}$$

8. Maximizar a verossimilhança que contém os erros ϵ_{n+1} para encontrar um vetor de parâmetros tal que $\ln f(\cdot; \Psi^{n+1}) > \ln f(\cdot; \Psi^n)$.
9. Volte ao passo 6.
10. Pare quando $|\Psi^{n+1} - \Psi^n| < \epsilon$, em que $|\cdot|$ representa a norma. Geralmente, fixa-se $\epsilon < 10^{-5}$.

3.5 ESTIMAÇÃO EXATA*

3.5.1 Função de Verossimilhança para um AR (p)

Primeiro, é preciso montar as funções de verossimilhança exata para um processo AR (p), de forma a estimar o vetor de parâmetros. Inicialmente, considere as primeiras p observações do processo AR (p), definido pelo vetor $Y_p = (y_1, y_2, \dots, y_p)'$. É preciso encontrar a função de verossimilhança não condicional para as p primeiras observações. Daí em diante, condicionam-se as observações restantes às anteriores. Procedendo-se assim, obtém-se a função verossimilhança exata. Essa metodologia é chamada de *decomposição do erro de previsão* da função de verossimilhança.

Considere a matriz de covariância, V_{yy} , dessas primeiras p observações:

$$\begin{aligned} \sigma^2 V_p &= \begin{bmatrix} E(y_1 - \mu)^2 & E(y_1 - \mu)(y_2 - \mu) & \cdots & E(y_1 - \mu)(y_p - \mu) \\ E(y_2 - \mu)(y_1 - \mu) & E(y_2 - \mu)^2 & \cdots & E(y_2 - \mu)(y_p - \mu) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(y_p - \mu)(y_1 - \mu) & E(y_p - \mu)(y_2 - \mu) & \cdots & E(y_p - \mu)^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_1 & \cdots & \gamma_{p-1} \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \cdots & \gamma_{p-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{p-1} & \gamma_{p-2} & \cdots & \gamma_0 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

em que

$$E(y_t) = \mu = \frac{\epsilon}{\phi(1)}, \quad \phi(1) = 1 - \sum_{i=1}^p \omega_i$$

Dessa forma, a função densidade de probabilidade das primeiras p observações é:

$$\begin{aligned} f(y_p, y_{p-1}, \dots, y_1; \Psi) &= (2\pi)^{-\frac{p}{2}} |\alpha^{-p} V_p^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (Y_p - \mu)' V_p^{-1} (Y_p - \mu) \right] = \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{p}{2}} |V_p^{-1}|^{\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} (Y_p - \mu)' V_p^{-1} (Y_p - \mu) \right], \end{aligned}$$

em que α é um vetor $p \times 1$ com elementos todos iguais a μ .

Para $t > p$, pode-se condicionar a função de verossimilhança aos valores anteriores, conforme representado a seguir:

$$\begin{aligned} f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1; \Psi) &= f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}; \Psi) = \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{(y_t - c - \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i})^2}{2\sigma^2} \right]. \end{aligned}$$

A função de verossimilhança com amostra completa é:

$$\begin{aligned} f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1; \Psi) &= f(y_1, y_2, \dots, y_T; \Psi) \times \\ &\times \prod_{t=p+1}^T f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}; \Psi). \end{aligned}$$

Dessa forma, a função log-verossimilhança é dada por:

$$\begin{aligned} \ln f(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1; \Psi) &= \frac{1}{2} \ln |V_p^{-1}| - \frac{1}{2\sigma^2} (Y_p - \mu)' V_p^{-1} (Y_p - \mu) \\ &- \frac{T}{2} \ln (2\pi\sigma^2) - \sum_{t=p+1}^T \frac{(y_t - c - \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i})^2}{2\sigma^2}. \end{aligned}$$

Essa função tem de ser maximizada numericamente. Os recursos computacionais atuais permitem isso, assim como a inversão de V_p , sem maiores problemas.

NOTA 3.12

Em vez de considerar apenas as p primeiras observações para construir a matriz de covariância, pode-se proceder com o uso de todas as T observações. Isso é possível se for construída uma matriz de covariância maior, mostrando que, assintoticamente, os resultados são idênticos.

Podemos visualizar melhor o resultado observando o AR(1). A ideia é separar a parte condicional da não condicional, e isso fica mais fácil de ser trabalhado com apenas um coeficiente autorregressivo. Dado o modelo

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t,$$

especializa-se para a primeira observação a esperança não condicional:

$$L(y_1) = \mu = \frac{c}{1 - \phi_1}$$

$$E[(y_1 - \mu)^2] = \frac{\sigma^2}{1 - \phi_1^2}.$$

Supondo que $\{e_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$ seja gaussiano, a densidade da primeira observação será dada por:

$$f(y_1; \Psi) = \left[2\pi \left(\frac{\sigma^2}{1 - \phi_1^2} \right) \right]^{-\frac{1}{2}} \exp \left[- \frac{\left(y_1 - \frac{c}{1 - \phi_1} \right)^2}{2 \left(\frac{\sigma^2}{1 - \phi_1^2} \right)} \right].$$

Sabendo disso, podemos dizer que:

$$y_2 | y_1 \sim N(c + \phi_1 y_1, \sigma^2) \Rightarrow$$

$$f(y_2 | y_1; \Psi) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp \left[- \frac{\left(y_2 - c - \phi_1 y_1 \right)^2}{2\sigma^2} \right].$$

Logo, a densidade conjunta das duas primeiras observações será:

$$f(y_1, y_2; \Psi) = f(y_2 | y_1; \Psi) f(y_1; \Psi).$$

Assim, a densidade conjunta das três primeiras observações será:

$$f(y_1, y_2, y_3; \Psi) = f(y_3 | y_1, y_2; \Psi) f(y_1, y_2; \Psi).$$

Repetindo-se o procedimento até T , obtemos a função densidade de probabilidade em log:

$$\begin{aligned} l(\Psi) = & -\frac{1}{2} \ln \left[2\pi \left(\frac{\sigma^2}{1 - \phi_1^2} \right) \right] - \frac{\left(y_1 - \frac{c}{1 - \phi_1} \right)^2}{2 \left(\frac{\sigma^2}{1 - \phi_1^2} \right)} \\ & - \frac{T-1}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \sum_{t=2}^T \frac{\left(y_t - c - \phi_1 y_{t-1} \right)^2}{2\sigma^2}. \end{aligned}$$

Quando T é suficientemente grande, as p primeiras observações contribuem marginalmente para o total da verossimilhança. Deste modo, as verossimilhanças condicional e exata acabam tendo as mesmas propriedades assintóticas, desde que as raízes de $\phi(L)$ estejam fora do círculo unitário.

EXEMPLO 3.9

Continuando o exemplo da estimação condicional, mas, desta feita, usando a estimação exata para o IPCA, obtém-se o seguinte resultado para os parâmetros:

$$\text{IPCA}_t = 0,655 + u_t$$

$$u_t = 0,805u_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\rho = 0,512$$

Esse resultado foi obtido na planilha estimacao_ipca.xls, disponível no site do livro (<http://www.cengage.com.br>). Nesse caso, foram utilizadas derivadas analíticas para obter os desvios-padrão.

3.5.2 Função de Verossimilhança para um MA (q)

Para um modelo MA (q), pode-se derivar a função de verossimilhança exata, condicional aos dados e à estrutura do processo. Preliminarmente, é necessário estudar a estrutura do processo. Seguindo Box, Jenkins e Reinsel (1994), convém visualizar as equações do modelo, assumindo, por simplicidade, que $u = 0$.

$$\begin{cases} y_1 = \varepsilon_1 + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{1-j} \\ y_2 = \varepsilon_2 + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{2-j} \\ \vdots \\ y_T = \varepsilon_T + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{T-j} \end{cases}$$

Agora, defina os vetores $Y = (y_1, y_2, \dots, y_T)'$; $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_T)'$; e $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)'$. Em seguida, defina a matriz triangular inferior L_θ de dimensão $T \times T$ que contém 1's na diagonal principal, θ_1 na primeira diagonal secundária, θ_2 na segunda diagonal secundária e assim sucessivamente:

$$L_\theta = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \theta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \theta_2 & \theta_1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \theta_3 & \theta_2 & \theta_1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \theta_1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \theta_2 & \theta_1 & 1 \end{bmatrix}$$

Defina a matriz $F_{T,q} = (0'_{1 \times q}, 0'_{(T-q) \times q})'$, de dimensão $(T \times q)$, em que 0 é uma matriz de zeros de dimensão $(T-q) \times q$ e 0_q é uma matriz triangular superior de dimensão $q \times q$, configurada da seguinte forma:

$$g_g = \begin{bmatrix} 0_g & 0_{g-1} & \cdots & \theta_1 \\ 0 & \theta_0 & \cdots & \theta_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \theta_g \end{bmatrix}.$$

Dessa forma, pode-se escrever:

$$Y = Lg\theta + Ev_g.$$

Lavertendo Lg para isolar θ , obtêm-se:

$$\theta = L_g^{-1}Y - L_g^{-1}Ev_g.$$

Agora, defina $\varepsilon = (e_t)_{t=1}^T$ e as matrizes $L_{(T+g) \times T} = (0_{Tg}^T L_g^{-1})'$, em que 0 é uma matriz de dimensão $(T \times T)$ e $M_{(T+g) \times g} = (e_g^T L_g^{-1})'$, em que L_g é uma matriz identidade de dimensão g . Dessa maneira, escreve-se:

$$\varepsilon = LY - M\varepsilon_e.$$

Segundo Perron (1990), pode-se dizer que a ideia principal é derivar a distribuição conjunta de $\{y_t\}_{t=1}^T$ a partir da distribuição conjunta dos erros $\{e_t\}_{t=1}^{T-(g-1)}$. Ora, o problema evidente dessa especificação é não observar os erros. Logo, a seção segue buscando formas de estimar consistentemente esses erros, mantendo-se inicialmente a estrutura exata da função de verossimilhança. Assim, a função densidade de probabilidade conjunta de ε é:

$$f(\varepsilon) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{T-g}{2}} \exp\left[-\frac{\varepsilon'\varepsilon}{2\sigma^2}\right].$$

O jacobiano da transformação de $\{e_t\}_{t=1}^T$ em $\{y_t\}_{t=1}^T$ é unitário, como se pode observar pela matriz L , de modo que a função densidade de probabilidade conjunta de (Y, ε_e) é:

$$f(Y, \varepsilon_e; \psi) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{T-g}{2}} \exp\left[-\frac{\tilde{Q}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_g, \varepsilon_e)}{2\sigma^2}\right],$$

em que

$$\tilde{Q}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_g, \varepsilon_e) = (LY - M\varepsilon_e)'(LY - M\varepsilon_e).$$

Os erros a partir de $t = 1$ dependem de ε_e , razão pela qual é necessário encontrar uma forma de estimá-lo corretamente. Para isso, imagine preliminarmente que, de alguma forma, os parâmetros ψ sejam conhecidos. Nesse caso, seria simples obter ε_e a partir da projeção de LY sobre M . Isto é, a partir da regressão linear:

$$LY = M\varepsilon_e + v_t$$

de modo que a projeção LY sobre M , para um Y fixado, resulte no coeficiente $\tilde{\varepsilon}_i$, ou seja:

$$\tilde{\varepsilon}_i = (M'M)^{-1} M'LY.$$

Dessa configuração, está claro que, conhecidos os parâmetros Ψ , recuperam-se $\tilde{\varepsilon}_i$ e, assim, todos os demais erros. A função de verossimilhança, entretanto, exige que se conheça o parâmetro ε . Por isso, ainda é necessário trabalhar um pouco mais para separar a função de verossimilhança em duas partes. A primeira parte servirá para obter Ψ a partir de Y unicamente; a segunda parte servirá para obter a função concentrada em ε_i , de forma a definir esse parâmetro condicional a Y e Ψ . Somando e subtraindo $-2(LY - M\tilde{\varepsilon}_i)' M\tilde{\varepsilon}_i + \tilde{\varepsilon}_i' M'M\varepsilon - \varepsilon'M'M\tilde{\varepsilon}_i$, mostra-se, via manipulações algébricas maçantes, que:

$$\begin{aligned}\tilde{Q}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \varepsilon_i) &= (LY - M\varepsilon_i)'(LY - M\varepsilon_i) - \\ &= (LY - M\tilde{\varepsilon}_i)'(LY - M\tilde{\varepsilon}_i) + (\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)' M'M(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i) - \\ &\quad - 2(LY - M\tilde{\varepsilon}_i)' M(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i).\end{aligned}$$

Note que parte-se da função de verossimilhança exata a partir do parâmetro ε_i e chega-se a expressões que dependem desse parâmetro e mais uma parcela totalmente independente dele. O último termo é nulo porque $\tilde{\varepsilon} = (LY - M\tilde{\varepsilon}_i)$ é ortogonal a M . Logo, fazendo $Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q) \equiv (LY - M\tilde{\varepsilon}_i)'(LY - M\tilde{\varepsilon}_i)$, tem-se:

$$\tilde{Q}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \varepsilon_i) = Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q) + (\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)' M'M(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i).$$

Por conseguinte, a função densidade de probabilidade de (Y, ε_i) é

$$f(Y, \varepsilon_i; \Psi) = (2\pi n^2)^{-\frac{r+1}{2}} \exp \left[-\frac{Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q) + (\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)' M'M(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)}{2\sigma^2} \right].$$

Essa configuração permite decompor $f(Y, \varepsilon_i; \Psi)$ em $f(Y; \Psi)$ e $f(\varepsilon_i; Y; \Psi)$, em que a primeira função é a densidade marginal dos dados e a segunda é a densidade marginal dos erros iniciais, condicional aos dados. Logo, tem-se:

$$f(Y; \Psi) = (2\pi n^2)^{-\frac{r}{2}} |M'M|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)}{2\sigma^2} \right]$$

e

$$f(\varepsilon_i; Y; \Psi) = (2\pi n^2)^{-\frac{1}{2}} |M'M|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)' M'M(\varepsilon_i - \tilde{\varepsilon}_i)}{2\sigma^2} \right].$$

O estimador de máxima verossimilhança de Ψ pode ser obtido unicamente a partir da maximização de $f(Y; \Psi)$. A probabilidade incondicional de Ψ , dado Y , é igual a $f(Y; \Psi)$.

Assim, expandindo um pouco mais para $T = 7$, obtêm-se as seguintes valores:

$$(\theta_1; \theta_2) = (0,2; 0,4) : [M'M]^{-1} = 0,882;$$

$$(\theta_1; \theta_2) = (0,2; 0,6) : [M'M]^{-1} = 0,767;$$

$$(\theta_1; \theta_2) = (1,2; -0,6) : [M'M]^{-1} = 0,069.$$

Portanto, caso possa ignorar $[M'M]^{-1}$, a função de verossimilhança reduz-se à minimização de:

$$Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = (LY - M\hat{\varepsilon})'(LY - M\hat{\varepsilon}).$$

Sabe-se que $\hat{\varepsilon}_i$ é a esperança de ε_i condicional a Y e aos parâmetros do modelo. Usando $\varepsilon = LY - M\hat{\varepsilon}$, tem-se:

$$E(\varepsilon | Y, \Psi) = LY - ME(\varepsilon_i | Y, \Psi) = LY - M\hat{\varepsilon}.$$

Por conseguinte, a função de verossimilhança aproximada equivale a minimizar:

$$Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = \sum_{i=(n-1)}^T \hat{\varepsilon}_i^2,$$

em que $\hat{\varepsilon}_i$ é a esperança condicional de ε_i , obtida a partir da equação $LY = M\hat{\varepsilon}$.

Neste ponto, convém destacar que a decomposição da função de verossimilhança em duas partes também foi interessante para verificar a necessidade de se maximizar apenas a primeira parcela. Isso ocorre porque, afinal, o interesse é estimar os parâmetros do modelo.

Apesar do esforço, ainda não se atingiu o objetivo final de encontrar explicitamente os erros como função dos valores observados de Y , de forma a se obter $\hat{\varepsilon}$. Há duas maneiras de resolver isso. A primeira é a seguinte:

1. Escolha os valores iniciais de Ψ ;
2. Obtenha $\hat{\varepsilon} = (M'M)^{-1}M'LY$;
3. Calcule $\tilde{\varepsilon} = (LY - M\hat{\varepsilon})$;
4. Em seguida, minimize $Q(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) = \tilde{\varepsilon}'\tilde{\varepsilon}$ e obtenha um novo conjunto de parâmetros;
5. Repita o passo 2 até a convergência dos parâmetros.

Na segunda maneira, prevê-se para trás, segundo o procedimento de Box, Jenkins e Reinsel (1994) denominado *backforecasting*. A ideia é usar as últimas observações para fazer a previsão para trás, com base no fato de que um modelo

estacionário pode ser equivalentemente representado por um modelo com erros do futuro. O uso das últimas observações para prever as anteriores é equivalente a utilizar um modelo cuja variável atual é função das variáveis do futuro. Sendo assim, é preciso usar o operador avanço para resolver a previsão.

Para visualizar o procedimento, considere um MA (q) convencional:

$$y_t = \theta(L) \varepsilon_t.$$

Seja o operador avanço, F , tal que $F\varepsilon_t = \varepsilon_{t+1}$, em que $F = L^{-1}$. Considere o modelo anterior a partir do operador avanço:

$$y_t = \theta(F)\varepsilon_t, \\ \varepsilon_t \sim \text{RD}(0, \sigma_\varepsilon^2).$$

Tome a esperança condicional a Y e Ψ em ambos os lados dessa equação, assumindo como hipótese inicial que os erros antes e depois da amostra são nulos, isto é, $E(\varepsilon_{-j} | Y, \Psi) = 0$, para $j = 1, 2, \dots$ e $j = -(T+1), i > 0$:

$$E(y_t | Y, \Psi) = \theta(F)E(\varepsilon_t | Y, \Psi), \quad (1)$$

para todo $t = 1, 2, \dots, T$. Ora, $E(y_t | Y, \Psi) = y_t$, $t = 1, 2, \dots, T$. Portanto, o procedimento é o seguinte:

1. Encontre $E(\varepsilon_{T-j} | Y, \Psi)$ para $j = 0, 1, 2, \dots, T-1$ usando a equação (1);
2. Em seguida, aplique a equação (1) para encontrar $E(y_t | Y, \Psi)$ para $t = 0, -1, -2, \dots, -(q-1)$;
3. Use o resultado encontrado no item anterior para obter uma estimativa para $E(\varepsilon_t | Y, \Psi)$:

$$E(\varepsilon_t | Y, \Psi) = \theta^{-1}(L)E(y_t | Y, \Psi) \text{ para } t = -(q-1), -(q-2), \dots, T.$$

EXEMPLO 3.12

O modelo com operador avanço em um MA (1):

$$y_t = (1 + \theta_1 F)\varepsilon_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t+1} \\ E(y_t | Y, \Psi) = E(\varepsilon_t | Y, \Psi) + \theta_1 E(\varepsilon_{t+1} | Y, \Psi), t = 1, 2, \dots, T.$$

Usando-se $E(\varepsilon_{T+1} | Y, \Psi) = 0$, então:

$$y_T = E(\varepsilon_T | Y, \Psi); \\ y_t = E(\varepsilon_t | Y, \Psi) + \theta_1 E(\varepsilon_{t+1} | Y, \Psi), t = 1, 2, \dots, T-1 \Rightarrow \\ E(\varepsilon_t | Y, \Psi) = y_t - \theta_1 E(\varepsilon_{t+1} | Y, \Psi).$$

Fazendo $E(e_1 | Y_1^T) = 0$, resulta que $E(y_0 | Y_1^T) = \theta_1 E(e_1 | Y_1^T)$. Com isso, retorna-se ao modelo inicial:

$$E(y_t | Y_1^T) = E(e_t | Y_1^T) + \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T.$$

Para isso, inicie com $E(y_0 | Y_1^T) = E(e_0 | Y_1^T)$, sabendo que $E(y_0 | Y_1^T) = \theta_1 E(e_1 | Y_1^T)$. Dessa forma:

$$\begin{aligned} E(y_t | Y_1^T) &= E(e_t | Y_1^T) + \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) \implies \\ E(e_t | Y_1^T) &= E(y_t | Y_1^T) - \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) = \\ &= y_t - \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T. \end{aligned}$$

EXEMPLO 3.13

O modelo com operador avanço em um MA (2):

$$y_t = (1 + \theta_1 F + \theta_2 F^2) e_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2};$$

$$E(y_t | Y_1^T) = E(e_t | Y_1^T) + \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) + \theta_2 E(e_{t-2} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T.$$

Usando-se $E(e_{T-j} | Y_1^T) = 0, j = 1, 2$, então:

$$y_T = E(e_T | Y_1^T);$$

$$y_{T-1} = E(e_{T-1} | Y_1^T) + \theta_1 E(e_T | Y_1^T) \implies$$

$$E(e_{T-1} | Y_1^T) = y_{T-1} - \theta_1 E(e_T | Y_1^T)$$

$$E(e_t | Y_1^T) = y_t - \theta_1 E(e_{t+1} | Y_1^T) - \theta_2 E(e_{t+2} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T-2.$$

Fazendo $E(e_{T-j} | Y_1^T) = 0, j = 0, 1$, resulta que:

$$E(y_0 | Y_1^T) = \theta_1 E(e_1 | Y_1^T) + \theta_2 E(e_2 | Y_1^T);$$

$$E(y_{-1} | Y_1^T) = \theta_2 E(e_1 | Y_1^T).$$

Finalmente, retorna-se ao modelo inicial:

$$E(y_t | Y_1^T) = E(e_t | Y_1^T) + \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) + \theta_2 E(e_{t-2} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T.$$

Para isso, inicie com $E(y_{-j} | Y_1^T) = E(e_{-j} | Y_1^T), j = 0, 1$. Dessa forma:

$$E(y_t | Y_1^T) = E(e_t | Y_1^T) + \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) + \theta_2 E(e_{t-2} | Y_1^T) \implies$$

$$E(e_t | Y_1^T) = y_t - \theta_1 E(e_{t-1} | Y_1^T) - \theta_2 E(e_{t-2} | Y_1^T), t = 1, 2, \dots, T.$$

Segundo Box, Jenkins e Reinsel (1994), o sistema especificado dessa forma recursiva resulta em estimativas muito mais eficientes, particularmente quando as raízes do polinomial do MA (q) estão próximas do círculo unitário.

Hamilton (1994) sugere ainda outra maneira de estimar o modelo. Para obter a função de verossimilhança exata, é preciso definir a matriz de covariância usando todas as observações, ou seja, utilizando a decomposição do erro de previsão. Assim, defina $Y = (y_1, y_2, \dots, y_T)'$ e obtenha a matriz de covariância, Ω :

$$\Omega = \begin{bmatrix} E(y_1 - \mu)^2 & E(y_1 - \mu)(y_2 - \mu) & \dots & E(y_1 - \mu)(y_T - \mu) \\ E(y_2 - \mu)(y_1 - \mu) & E(y_2 - \mu)^2 & \dots & E(y_2 - \mu)(y_T - \mu) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E(y_T - \mu)(y_1 - \mu) & E(y_T - \mu)(y_2 - \mu) & \dots & E(y_T - \mu)^2 \end{bmatrix}.$$

A partir da defasagem q , a autocovariância do MA é nula. Logo, a matriz de covariância fica:

$$\Omega = \begin{bmatrix} \gamma_0 & \gamma_q & \gamma_2 & \dots & \gamma_q & \dots & \gamma_q & \dots & 0 \\ \gamma_1 & \gamma_2 & \gamma_1 & \dots & \gamma_{q-1} & \dots & \gamma_q & \dots & \vdots \\ \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_0 & \dots & \vdots & \dots & \gamma_q & \vdots & \gamma_q \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \gamma_1 & \dots & \gamma_1 & \dots & \gamma_q & \gamma_q & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \gamma_0 & \dots & \gamma_q & \gamma_q & \vdots \\ \gamma_1 & \gamma_0 & \gamma_1 & \dots & \gamma_1 & \dots & \gamma_q & \gamma_{q-1} & \vdots \\ \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_2 & \dots & \gamma_2 & \dots & \gamma_q & \gamma_q & \vdots \\ \vdots & 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \gamma_q & \gamma_q & \gamma_1 \\ 0 & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \gamma_2 & \gamma_1 & \gamma_0 \end{bmatrix}.$$

Essa matriz é usada na função de verossimilhança:

$$f_Y(Y; \Psi) = (2\pi)^{-\frac{T}{2}} |\Omega|^{-\frac{1}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (Y - \mu)' \Omega^{-1} (Y - \mu) \right].$$

Pode-se fatorar triangularmente Ω , tal que:

$$\Omega = AA'A',$$

em que A é uma matriz triangular inferior; A é uma matriz diagonal.

Essa decomposição é necessária para especificar a série recursivamente. Como há muitos zeros em Ω distribuídos de uma forma regular, é relativamente fácil encontrar A e Λ .

EXEMPLO 3.14

Supondo um MA (1), pode-se escrever a função de verossimilhança:

$$f_Y(Y; \Psi) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} |\Lambda|^{-\frac{n}{2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \tilde{Y}^T \Lambda^{-1} \tilde{Y} \right],$$

em que

$|\Lambda| = 1$, por ser uma matriz triangular cuja diagonal é formada por 1s;
 $\tilde{Y} = A^{-1}(Y - \mu)$, sendo que dessa equação pode-se mostrar que:

$$\tilde{y}_t = y_t - \mu - \frac{\theta \left[1 + \theta^2 + \theta^4 + \dots + \theta^{2(t-2)} \right]}{1 + \theta^2 + \theta^4 + \dots + \theta^{2(t-1)}} y_{t-1}, \quad t > 1,$$

$$\tilde{y}_1 = y_1 - \mu,$$

$$A_{tt} = E(\tilde{y}_t^2) = \sigma^2 \theta \left[\frac{1 + \theta^2 + \theta^4 + \dots + \theta^{2(t-2)}}{1 + \theta^2 + \theta^4 + \dots + \theta^{2(t-1)}} \right].$$

Interpreta-se $\tilde{y}_t$ com o resíduo da projeção linear de y_t sobre uma constante e seus valores passados, enquanto A_{tt} é interpretado como o erro quadrático médio dessa projeção linear.

3.5.3 Função de Verossimilhança para um ARMA (p, q)

A função de verossimilhança exata do modelo ARMA depende da matriz Ω , que se torna bem complicada na presença de componentes autorregressivos. O procedimento de estimação, no entanto, é semelhante ao do processo MA, embora os componentes autorregressivos tornem a expressão bem mais complexa.

3.6 INFERÊNCIA

Na estimação, é importante haver estacionaridade estrita, pois isso garante que certas condições necessárias para inferência sejam satisfeitas. Além disso, embora geralmente assumam-se distribuição normal, se a distribuição do processo gerador de dados não for normal, as estimativas ainda assim serão consistentes. A intuição para esse resultado é de que, se a estimação por mínimos quadrados (cujas estimativas são as mesmas da maximização da função de verossimilhança) é consistente, o mesmo deve ocorrer com a máxima verossimilhança. No entanto, será preciso corrigir a matriz de covariância estimada. Com a correção, as inferências estatísticas continuam válidas. Trata-se do método de estimação de *quasímáxima verossimilhança*.

Pode-se demonstrar que a distribuição de estimador de máxima verossimilhança, para T suficientemente grande, é dada por:

$$\hat{\Psi} - \Psi_0 \sim N[0, (IT)^{-1}],$$

em que $\hat{\Psi}$ é o parâmetro estimado; Ψ_0 é o verdadeiro parâmetro; I é a matriz de informação, que pode ser estimada de duas formas distintas, como se verá a seguir.

A primeira forma de estimar a matriz de informação usa a segunda derivada da função de log-verossimilhança, também chamada de hessiano:

$$J_{\text{ML}} = -T^{-1} \left. \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \Psi \partial \Psi'} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}}.$$

Com isso, tem-se:

$$E(\hat{\Psi} - \Psi_0)(\hat{\Psi} - \Psi_0)' \sim \left(T T^{-1} \left. \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \Psi \partial \Psi'} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}} \right)^{-1} = \left(- \left. \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \Psi \partial \Psi'} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}} \right)^{-1}.$$

A outra estimativa é dada usando-se as próprias condições de primeira ordem:

$$J_{\text{ML}} = T^{-1} \sum_{t=1}^T g_t(\hat{\Psi}) \cdot g_t(\hat{\Psi})',$$

em que

$$g_t(\hat{\Psi}) = \frac{\partial \ln f(y_t, y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_t; \Psi)}{\partial \Psi}.$$

Com isso, tem-se que:

$$E(\hat{\Psi} - \Psi_0)(\hat{\Psi} - \Psi_0)' = \left[T T^{-1} \sum_{t=1}^T g_t(\hat{\Psi}) \cdot g_t(\hat{\Psi})' \right]^{-1} = \left[\sum_{t=1}^T g_t(\hat{\Psi}) \cdot g_t(\hat{\Psi})' \right]^{-1}.$$

No que segue, aplicamos cada uma dessas metodologias para estimar o desvio-padrão das estimativas do exemplo com IPCA. O modelo a ser utilizado será o AR(1).

3.6.1 Matriz de Informação a partir do Hessiano

Para visualizar melhor esse resultado, usamos os resultados do AR(1), cujas condições de primeira ordem são repetidas por conveniência a seguir:

$$[1]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial c} = \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})}{\sigma^2}.$$

$$[\phi_1]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial \phi_1} = \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1}) y_{t-1}}{\sigma^2},$$

$$[\sigma^2]: \frac{\partial l(\Psi)}{\partial \sigma^2} = -\frac{T-1}{2\sigma^2} + \sum_{t=2}^T \frac{(y_t - c - \phi_1 y_{t-1})^2}{2\sigma^4}.$$

A ideia agora é encontrar $\frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \Psi \partial \Psi'}$. Lembrando que na amostra há $T-1$ observações, isto é dado por:

$$(T-1)\mathcal{J}_{\Psi\Psi'} = -\frac{\partial l(\Psi)}{\partial \Psi \partial \Psi'} \bigg|_{\Psi=\hat{\Psi}} = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial c^2} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial c \partial \phi} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial c \partial \sigma^2} \\ \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \phi \partial c} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \phi^2} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \phi \partial \sigma^2} \\ \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \sigma^2 \partial c} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \sigma^2 \partial \phi} & \frac{\partial^2 l(\Psi)}{\partial \sigma^4} \end{bmatrix} =$$

$$= \frac{1}{\sigma^2} \begin{bmatrix} T-1 & \sum_{t=2}^T y_{t-1} & \sum_{t=2}^T \frac{y_{t-1}^2}{\sigma^2} \\ \sum_{t=2}^T y_{t-1} & \sum_{t=2}^T y_{t-1}^2 & \sum_{t=2}^T \frac{y_{t-1} y_t}{\sigma^2} \\ \sum_{t=2}^T \frac{y_t}{\sigma^2} & \sum_{t=2}^T \frac{y_t y_{t-1}}{\sigma^2} & -\frac{T-1}{2\sigma^2} - \sum_{t=2}^T \frac{y_t^2}{\sigma^2} \end{bmatrix}.$$

Para o caso de exemplo do IFCA em que $\widehat{\Psi} = (\widehat{c}, \widehat{\phi}_1, \widehat{\sigma}^2) = (0,1217; 0,8014; 0,0967)$, essa matriz fica:

$$(T-1)\mathcal{J}_{\Psi\Psi'} = \begin{pmatrix} 1529,7818 & 989,6186 & 0,0021 \\ 989,6186 & 1064,3654 & 0,0033 \\ 0,0021 & 0,0033 & 7906,1909 \end{pmatrix}$$

Invertendo essa matriz:

$$[(T-1)\mathcal{J}_{\Psi\Psi'}]^{-1} = 10^{-6} \begin{pmatrix} 1,6403 & -1,8251 & 0,000 \\ 1,5251 & 2,3575 & 0,000 \\ 0,000 & 0,000 & 0,1265 \end{pmatrix}$$

Com as estimativas da diagonal principal, pode-se calcular o desvio-padrão das estimativas de $(\widehat{c}, \widehat{\phi}_1, \widehat{\sigma}^2)$, que são: $\widehat{\Psi} = (\widehat{c}, \widehat{\phi}_1, \widehat{\sigma}^2) = (0,0403; 0,0486; 0,0112)$. Esses resultados foram calculados na planilha estimacao_ipca.xls.

3.6.2 Matriz de Informação a partir das Condições de Primeira Ordem

O vetor g será dado por:

$$g_t = \frac{1}{2\sigma_t^2} \left[\widehat{c}_t - \widehat{c}_{(t-1)} - \frac{y_t^2}{\sigma_t^2} - 1 \right].$$

Logo

$$\begin{aligned} J_{T\infty} &= (T-1)^{-1} \sum_{t=2}^T \mathbf{g}_t(\tilde{\Psi}) \cdot \mathbf{g}_t(\tilde{\Psi})' = \\ &= -\frac{(T-1)^{-1}}{4\tilde{\sigma}^4} \sum_{t=2}^T \begin{pmatrix} \tilde{\varepsilon}_t \\ \tilde{\varepsilon}_t y_{t-1} \\ \frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\varepsilon}_t & \tilde{\varepsilon}_t y_{t-1} & \frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - \frac{1}{2} \end{bmatrix} = \\ &= -\frac{(T-1)^{-1}}{4\tilde{\sigma}^4} \sum_{t=2}^T \begin{pmatrix} \tilde{\varepsilon}_t^2 & \tilde{\varepsilon}_t^2 y_{t-1} & \tilde{\varepsilon}_t \left(\frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - 1 \right) \\ \tilde{\varepsilon}_t^2 y_{t-1} & \tilde{\varepsilon}_t^2 y_{t-1}^2 & \tilde{\varepsilon}_t y_{t-1} \left(\frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - 1 \right) \\ \tilde{\varepsilon}_t \left(\frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - \frac{1}{2} \right) & \tilde{\varepsilon}_t y_{t-1} \left(\frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - \frac{1}{2} \right) & \left(\frac{\tilde{\varepsilon}_t^2}{\tilde{\sigma}^2} - \frac{1}{2} \right)^2 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Para o caso do exemplo do IPCA em que $\tilde{\Psi} = (\tilde{\sigma}\tilde{\rho}_1, \tilde{\sigma}^2) = (0,1217; 0,8014; 0,0967)$, essa matriz fica:

$$(T-1)J_{T\infty} = \begin{pmatrix} 1529,78 & 1501,32 & 2728,04 \\ 1501,32 & 2085,49 & 3547,42 \\ 2728,04 & 3247,42 & 28613,59 \end{pmatrix}.$$

Invertendo a matriz:

$$[(T-1)J_{T\infty}]^{-1} = 10^{-5} \begin{pmatrix} 2,370 & -1,728 & -0,012 \\ -1,728 & 1,886 & -0,069 \\ -0,012 & -0,069 & 0,043 \end{pmatrix}$$

Com as estimativas da diagonal principal, pode-se calcular o desvio-padrão das estimativas de $(\tilde{\sigma}, \tilde{\rho}_1, \tilde{\sigma}^2)$, que são: $\tilde{\Psi} = (\tilde{\sigma}, \tilde{\rho}_1, \tilde{\sigma}^2) = (0,049; 0,043; 0,007)$. Esses resultados foram calculados na planilha *estimacao_ipcas.xls*.

3.7 DIAGNÓSTICO DE RESÍDUOS

Estimado o modelo, deve-se verificar como os resíduos ficaram. Na formulação inicial do modelo temporal, assumiu-se que os erros eram um ruído branco. Ora, o mesmo deve acontecer com os resíduos estimados. Isso significa verificar se a FAC e FACP dos resíduos estimados mostram-se sem qualquer memória. Se a hipótese nula é rejeitada, isso implica dizer que há informação ainda não captada pelo econométrista, o que pode gerar previsões pobres.

Ora, se se verifica que o modelo estimado não produziu ruídos brancos, então descarta-se esse modelo e testam-se outras possibilidades, até que se encontre um cujos resíduos comportem-se como um ruído branco. A recomendação usual é utilizar os testes já apresentados sobre os resíduos também.

Se não se rejeita a hipótese nula de não autocorrelação dos resíduos via FAC, FACF e Ljung-Box, os resíduos comportam-se como um ruído branco. Isso é correto, por uma razão muito sutil. Embora tais testes tenham sido indicados para séries observadas, a utilização de séries estimadas implicaria um intervalo de confiança maior do que realmente é calculado. Logo, se a nula não é rejeitada sob a hipótese de séries observadas, com maior razão não se rejeita a nula com as séries estimadas.

Problema maior ocorre quando se rejeita a nula, pois isso poderia não acontecer se fossem usados os intervalos de confiança corretos. Isso é cometer um erro do tipo I. Para minimizar esse problema, a recomendação é olhar apenas para o Ljung-Box nos resíduos, pois se trata de um teste menos sujeito a equívocos.

NOTA 3.13

Quando ocorrer de se rejeitar a nula pelo Ljung-Box, um conselho prático é olhar a FAC e a FACF para tentar descobrir que autocorrelação sobressai o que deveria ser mais bem modelada. Não obstante, como já foi dito, um procedimento melhor é identificar a série desde o começo, usando os critérios de informação e descartando os modelos cujos resíduos falham no teste de Ljung-Box.

EXEMPLO 3.15

O exemplo refere-se ao modelo $AR(1)$ estimado anteriormente para a série do IPCA. Mostram-se os testes FAC, FACF e Ljung-Box dos resíduos estimados. Sem o ajustamento sazonal $K=11$, a nula seria rejeitada porque as autocorrelações múltiplas de 12 seriam significantes. Isso indica a presença de sazonalidade. Uma vez feito esse ajustamento e estimado o modelo, encontra-se o resultado mostrado na Figura 3.8.

Defasagem	Testes de Autocorrelação							
	1	2	3	4	5	10	15	20
FAC	0	+0,02	-0,10	0,04	0,04	0,05	-0,04	-0,05
FACF	0	-0,02	0,10	0,04	0,03	0,04	-0,05	0,04
Q	2×10^{-2}	0,11	1,77	7,05	2,30	6,39	9,29	10,7
Prob		0,73	0,42	0,36	0,68	0,70	0,81	0,93

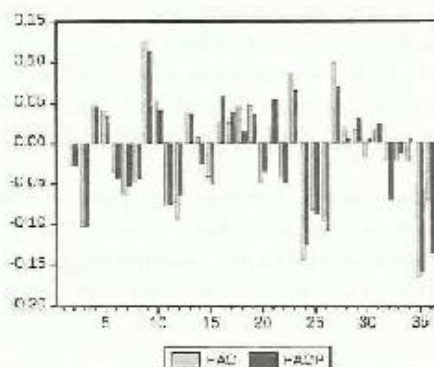


Figura 3.8 FAC e FACP dos resíduos.

3.7.1 Teste de Normalidade

Uma maneira de testar a série é verificar se, além de ruído branco, os resíduos são normalmente distribuídos. Pode-se visualizar isso ou testar a normalidade. A visualização consiste em estimar a distribuição da série usando-se um ponderador.

No que se refere à normalidade, a ideia é fazer o gráfico da densidade estimada usando-se o *kernel* como ponderador. Usa-se o histograma para representar os resultados; o eixo horizontal apresenta o intervalo dos valores e o vertical, a frequência. Em geral, o *kernel* do estimador dos resíduos é dado por:

$$\hat{f}_h(\varepsilon) = \frac{\sum_{t=1}^T K\left(\frac{\varepsilon - \varepsilon_t}{h}\right)}{Th},$$

em que

h é a largura da janela ou parâmetro de suavização;

$K(\cdot)$ é a função *kernel*, tipicamente uma função densidade de probabilidade simétrica ao redor de zero;

$$\varepsilon_t^* = \frac{\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}}{s} \text{ é o resíduo padronizado.}$$

A ponderação serve para suavizar os pontos observados. Isso é feito colocando-se menos peso nos erros mais distantes do ponto sob avaliação. Alguns tipos de função K estão listados a seguir, sendo $I(\cdot)$ a função indicador que é 1 quando seu argumento é verdadeiro, e 0 em caso contrário:

Kernel	$K(u)$
Gaussiana	$\frac{\exp\left(-\frac{u^2}{2}\right)}{\sqrt{2\pi}}$
Biponderada	$\frac{15}{16}(1-u^2)^2 I(u \leq 1)$
Triangular	$(1- u) I(u \leq 1)$
Upanechnikov	$\frac{3}{4}\left(1-\frac{u^2}{5}\right) I(u \leq \sqrt{5})$

A escolha da função *kernel* geralmente não altera significativamente a função densidade. Entretanto, quanto maior h , mais suave será a função. De fato, a escolha de h é crucial, razão pela qual vários métodos têm sido propostos para defini-la. Siliverman (1986, p. 48) recomenda o seguinte: $h = \frac{0.9}{\sqrt{n}} \min\left(\hat{\sigma}, \frac{\text{distância entre quartis}}{1.34}\right)$.

EXEMPLO 3.16

Apresenta-se aqui a Figura 3.9 dos resíduos, segundo o *kernel* triangular:

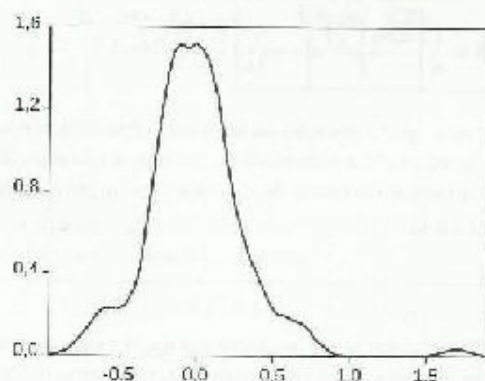


Figura 3.9 *Kernel* triangular.

A figura mostra que os resíduos fogem da distribuição normal padrão em razão de uma observação *outlier* ocorrida em novembro de 2002. A data exata só pode ser determinada por inspeção visual da série. Isso sugere a

observação de que a inspeção visual da série é fundamental para definir se há *outliers* e a razão de sua existência. A exclusão desse *outlier* provavelmente tornaria a série normal.

Entretanto, não se podem excluir *outliers* de séries temporais, pois isso quebraria a dependência temporal das observações, que é justamente o que o econométrista está tentando extrair. Um tratamento aos *outliers* deve ser dado. Para isso, veja Balke e Fomby (1994) e Fox (1972).

3.7.2 Teste Jarque-Bera

Trata-se de um teste para verificar se os momentos da série estimada são iguais aos da normal. Sob essa hipótese, a assimetria é igual a zero e a curtose é igual a 3. Portanto, deve-se testar a hipótese conjunta:

$$\begin{aligned} H_0 : E(\varepsilon_t^3) &= 0 \wedge E(\varepsilon_t^4) = 3 \\ &\times \\ H_1 : E(\varepsilon_t^3) &\neq 0 \vee E(\varepsilon_t^4) \neq 3. \end{aligned}$$

Para implementá-lo, usa-se a estatística:

$$JB = \frac{T}{6} \left[\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t^3)^2}{T} \right] + \frac{T}{24} \left[\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_t^4)^2}{T} - 3 \right]^2 \xrightarrow{d} \chi^2_2.$$

É importante notar que a rejeição da hipótese nula indica não normalidade, porém a não rejeição não indica normalidade. De fato, a não rejeição indica apenas que o terceiro e o quarto momentos da distribuição empírica coincidem com os da normal.

EXEMPLO 3.17

Usando-se o IPCA sazonalmente ajustado, rejeita-se a nula do teste de Jarque-Bera em função daquela observação extrema, conforme mostra a tabela a seguir. Perceba que a série é assimétrica (o valor da estatística deveria ser 0 para que houvesse assimetria) e tem excesso de curtose, ou tem caudas mais espessas do que as da distribuição normal (para ter caudas da mesma espessura que a distribuição gaussiana, o valor da estatística deveria ser 3). O valor positivo da assimetria também indica que a série é assimétrica para

a direita. Essas observações podem ser corroboradas por meio de inspeção visual da Figura 3.10.

Teste Jarque-Bera			
Média	0,644	Assimetria	1,487
Mediana	0,472	Curtose	5,830
Máximo	2,864	Jarque-Bera	104,683
Mínimo	-0,457	Probabilidade	0,000
Desvio-padrão	0,577		

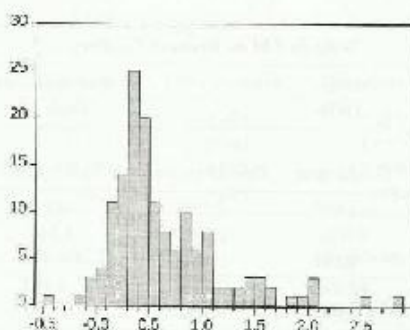


Figura 3.10 Histograma IFCA.

3.7.3 Teste LM

O teste LM para autocorrelação dos resíduos também é conhecido como teste de Breusch-Godfrey. Para implementá-lo, siga:

$$\hat{\varepsilon}_t = \beta_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \beta_2 \hat{\varepsilon}_{t-2} + \cdots + \beta_h \hat{\varepsilon}_{t-h} + u_t$$

Teste:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_h = 0 \times H_1: \beta_1 \neq 0, \text{ ou } \beta_2 \neq 0, \text{ ou } \cdots \text{ ou } \beta_h \neq 0.$$

Pode-se mostrar que:

$$LM_h = T \times R^2 \xrightarrow{d} \chi^2_{p^2}$$

sob a hipótese nula. Rejeita-se a nula se o valor calculado exceder o valor tabelado.

EXEMPLO 3.18

Usando o exemplo do IPCA ajustado sazonalmente, não se rejeita a nula de inexistência de autocorrelação quando se aplica o teste LM ou Breusch-Godfrey sobre os resíduos estimados, segundo a estatística qui-quadrado ao nível de significância de 39%. Perceba também, pelos resultados da tabela a seguir, que os valores das estatísticas t dos resíduos defasados não são significativos, indicando que não ajudam a explicar o resíduo vigente. Isso reforça a ausência de autocorrelação dos resíduos. Ainda se observa o valor baixo do R^2 e da estatística F , indicando a insignificância da equação estimada no teste.

Teste de LM ou Breusch-Godfrey				
Estatística F	0,588	Probabilidade	0,400	
$T \times R^2$	3,006	Prob. χ^2	0,390	
Variáveis	Coefficiente	Desvio-padrão	Estatística t	P-valor
C	-0,317	0,130	-0,131	0,896
AR (1)	0,106	0,091	1,164	0,246
Resíduos(-1)	-0,111	0,124	-0,894	0,373
Resíduos(-2)	0,113	0,110	-1,022	0,308
Resíduos(-3)	-0,169	0,101	-1,671	0,096
R^2	0,020	Durbin Watson		2,002

3.7.4 Teste ARCH-LM

O teste ARCH-LM serve para identificar sinais de heterocedasticidade condicional. Para implementá-lo, repita:

$$\tilde{\varepsilon}_t^2 = \beta_1 \tilde{\varepsilon}_{t-1}^2 + \beta_2 \tilde{\varepsilon}_{t-2}^2 + \dots + \beta_h \tilde{\varepsilon}_{t-h}^2 + u_t$$

Teste:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_h = 0 \text{ vs } H_1 : \beta_1 \neq 0, \text{ ou } \beta_2 \neq 0, \text{ ou } \dots \text{ ou } \beta_h \neq 0.$$

Pode-se mostrar que:

$$ARCH-LM_h = T \times R^2 \xrightarrow{d} \chi^2_k$$

sob a hipótese nula. Rejeita-se a nula se o valor calculado exceder o valor tabelado

EXEMPLO 3.19

Mais uma vez usando o IPCA, não se rejeita a nula de inexistência de heterocedasticidade condicional na inflação modelada ao nível de significância de 30%. Nesse teste é utilizado o resíduo defasado ao quadrado como variável dependente. Perceba que, novamente, as estatísticas t não são significantes, o R^2 tem um valor inexpressivo e a probabilidade da estatística F tem um valor alto.

Teste ARCH-LM				
Estatística $\bar{F}$	1,227	Probabilidade	0,302	
$T \times R^2$	3,689	Prob. χ^2	0,296	
Variáveis	Coefficiente	Desvio-padrão	Estatística t	P-Valor
C	0,080	0,024	3,217	0,001
Resíduos ² (-1)	0,132	0,083	1,577	0,116
Resíduos ² (-2)	0,059	0,083	0,715	0,473
Resíduos ² (-3)	-0,062	0,083	-0,753	0,452
R^2	0,025		Durbin Watson	2,007

3.7.5 Teste RESET

O teste de erro de especificação de regressão, RESET, testa a presença de não linearidades na série. A hipótese nula é de linearidade contra a alternativa de não linearidade. Se os resíduos do modelo estimado forem independentes, não deverão ser correlacionados a qualquer outra variável, particularmente a regressores da regressão original, bem como a seus valores estimados e suas potências.

Para implementar o teste, estime o modelo:

$$y_t = x_t' \beta + \varepsilon_t.$$

Considere $\hat{\beta}$ o parâmetro estimado por mínimos quadrados ordinários dessa regressão. Agora, proceda à seguinte regressão adicional:

$$\hat{\varepsilon}_t = x_t' \beta + \sum_{j=2}^h q_j \hat{y}_t^j + v_t.$$

Sob a hipótese de que a regressão original está correta:

$$H_0: \varphi_2 = \varphi_3 = \dots = \varphi_h = 0.$$

Assim, não haverá erro de especificação se a seguinte estatística:

$$RESET_h = \frac{(\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2 - \sum_{t=h}^T \hat{v}_t^2)}{\frac{h-1}{\sum_{t=1}^T \hat{v}_t^2}} \xrightarrow{d} F(h-1, T-K-h+1),$$

em que K é a dimensão de π_0 .

Na prática, $h = 2$ ou 3 é suficiente para detectar possíveis problemas de especificação.

EXEMPLO 3.20

Primeiro, estima-se o modelo autorregressivo com inflação e torna-se a soma dos quadrados dos resíduos:

$$\sum_{t=1}^{131} \hat{\varepsilon}_t^2 = 0,001437.$$

Em seguida, estime o modelo:

$$\hat{\varepsilon}_t = \alpha + \beta_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \sum_{j=2}^3 \varphi_j \hat{\varepsilon}_{t-j}^2 + v_t, \hat{\alpha} = \hat{\beta}.$$

A soma dos quadrados dos resíduos dessa regressão é:

$$\sum_{t=1}^{131} \hat{v}_t^2 = 0,001382.$$

Calcule a estatística $RESET_h$:

$$RESET_h = \frac{(\sum_{t=1}^{131} \hat{\varepsilon}_t^2 - \sum_{t=3}^{131} \hat{v}_t^2)}{\frac{3-1}{\sum_{t=1}^{131} \hat{v}_t^2}} \xrightarrow{d} F(2, 127)$$

$$RESET_3 = \frac{0,001437 - 0,00138}{\frac{2}{0,00138}} = 2,5194.$$

A esse valor, não se rejeita a nula a 5%, mas se a rejeita a 10%, pois nesse caso o nível de significância pode ser calculado em 8,49%. A seguir, é apresentada uma tabela com o nível de significância para vários h s:

h	2	3	4	5
Prob.	98,00%	8,49%	6,09%	11,68%

Outros testes comuns para diagnosticar resíduos são: teste de Chow para estabilidade, análise recursiva, teste CUSUM etc.

3.8 EXEMPLOS SIMULADOS

EXEMPLO 3.21

A seguir, desenvolve-se um exemplo completo de uma série simulada. O intuito é mostrar os resultados caso sejam adotados um modelo equivocado e um modelo corretamente especificado. Para esse propósito, é mais conveniente usar uma série simulada. Assim, considere a seguinte série simulada com:

$$y_t = 1 + \varepsilon_t + 0,3\varepsilon_{t-1} - 0,4\varepsilon_{t-2}, \varepsilon_t \sim N(0,1).$$

A série foi gerada com 502 observações, das quais se utilizarão apenas as observações entre 101 e 300 cujo gráfico está na figura 3.11.

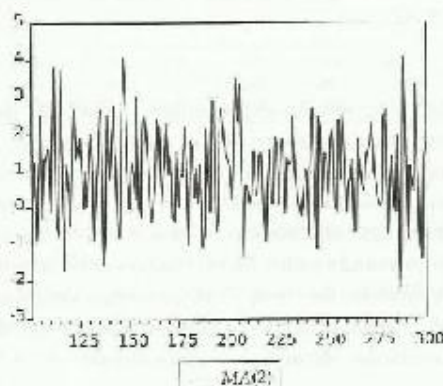


Figura 3.11 $MA(2)$ - Simulado.

3.9 PREVISÃO

A previsão é relativamente fácil e direta. Inicia-se mostrando a mecânica de previsão do modelo mais simples possível: um AR (1). Em seguida, passa-se ao modelo ARMA (1,1), suficiente para entender os modelos mais complexos. Por isso, considere o seguinte modelo:

$$y_{t+1} = c + \phi y_t + \varepsilon_{t+1}.$$

Logo:

$$E_t(y_{t+1}) = c + \phi y_t = y_{t+1} - \varepsilon_{t+1};$$

$$E_t(y_{t+2}) = c + \phi E_t(y_{t+1}) = c + \phi(c + \phi y_t);$$

⋮

$$E_t(y_{t+h}) = c \sum_{j=1}^{h-1} \phi^{j-1} + \phi^h y_t.$$

O erro de previsão no período h , $e_t(h)$, é dado por:

$$e_t(1) = y_{t+1} - E_t(y_{t+1}) = \varepsilon_{t+1};$$

$$\begin{aligned} e_t(2) &= y_{t+2} - E_t(y_{t+2}) = c + \phi y_{t+1} + \varepsilon_{t+2} - c - \phi E_t(y_{t+1}) = \\ &= \phi \varepsilon_{t+1} + \varepsilon_{t+2}; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} e_t(3) &= y_{t+3} - E_t(y_{t+3}) = c + \phi y_{t+2} + \varepsilon_{t+3} - c - \phi E_t(y_{t+2}) = \\ &= \varepsilon_{t+3} + \phi \varepsilon_{t+2} + \phi^2 \varepsilon_{t+1}; \end{aligned}$$

⋮

$$e_t(h) = y_{t+h} - E_t(y_{t+h}) = \varepsilon_{t+h} + \phi \varepsilon_{t+h-1} + \phi^2 \varepsilon_{t+h-2} + \cdots + \phi^{h-1} \varepsilon_{t+1}.$$

Tomando as esperanças dos erros de previsão, verifica-se que são iguais a zero. Portanto, as previsões não são viesadas. É importante encontrar a variância do erro de previsão. Ela pode ser calculada por:

$$\begin{aligned} \text{Var}(e_t(h)) &= \text{Var}(\varepsilon_{t+h} + \phi \varepsilon_{t+h-1} + \phi^2 \varepsilon_{t+h-2} + \cdots + \phi^{h-1} \varepsilon_{t+1}) = \\ &= \sigma^2 (1 + \phi^2 + \phi^4 + \cdots + \phi^{2(h-1)}). \end{aligned}$$

NOTA 3.14

Note que a variância aumenta com o horizonte de previsão, não obstante isso ocorra a taxas decrescentes. No limite, quando $h \rightarrow \infty$, a variância de previsão converge à variância não condicional $\frac{\sigma^2}{1-\phi^2}$.

O intervalo de confiança para resíduos normais é dado da seguinte forma:

$$c \pm \sum_{i=1}^{h-1} \hat{\phi}_i^{h-1} + \hat{\phi}_h y - 2\sigma \left(1 + \hat{\phi}^2 + \hat{\phi}^4 + \dots + \hat{\phi}^{2(h-1)} \right)^{\frac{1}{2}}.$$

Nos modelos ARMA de ordem maior, a variância de previsão torna-se bastante complicada. Para dar uma ideia do que ocorre com esses modelos, considere um ARMA (2,1):

$$y_t = c + \sum_{i=1}^2 \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}.$$

Calcula-se, a seguir, o erro de previsão para alguns passos à frente:

$$e_t(1) = y_{t+1} - E_t(y_{t+1}) =$$

$$= c + \sum_{i=1}^2 \phi_i y_{t+1-i} + \varepsilon_{t+1} + \theta_1 \varepsilon_t - c - \sum_{i=1}^2 \hat{\phi}_i y_{t+1-i} - \theta_1 \varepsilon_t = \varepsilon_{t+1};$$

$$e_t(2) = y_{t+2} - E_t(y_{t+2}) = c + \sum_{i=1}^2 \phi_i y_{t+2-i} + \varepsilon_{t+2} + \theta_1 \varepsilon_{t+1} - c - \sum_{i=1}^2 \hat{\phi}_i E_t(y_{t+2-i}) =$$

$$= \phi_1 (y_{t+1} - E_t(y_{t+1})) + \varepsilon_{t+2} + \theta_1 \varepsilon_{t+1} = \phi_1 e_t(1) + \varepsilon_{t+2} + \theta_1 \varepsilon_{t+1};$$

$$e_t(3) = y_{t+3} - E_t(y_{t+3}) = c + \sum_{i=1}^2 \phi_i y_{t+3-i} + \varepsilon_{t+3} + \theta_1 \varepsilon_{t+2} - c - \sum_{i=1}^2 \hat{\phi}_i E_t(y_{t+3-i}) =$$

$$= \phi_1 [y_{t+2} - E(y_{t+2})] + \phi_2 [y_{t+1} - E(y_{t+1})] + \varepsilon_{t+3} + \theta_1 \varepsilon_{t+2} =$$

$$= \phi_1 e_t(2) + \phi_2 e_t(1) + \varepsilon_{t+3} + \theta_1 \varepsilon_{t+2};$$

⋮

$$e_t(h) = \phi_1 e_t(h-1) + \phi_2 e_t(h-2) + \varepsilon_{t+h} + \theta_1 \varepsilon_{t+h-1}, h > 2.$$

O cálculo da variância pode ser feito a partir da fórmula anterior. Observe que as covariâncias cruzadas entre $e_t(h-1)$, $e_t(h-2)$ e os erros não são nulas, complicando sobremaneira a fórmula.

Na prática, os verdadeiros valores dos coeficientes não são conhecidos, uma vez que são estimados. Logo, é preciso considerar também a variância das estimativas dos coeficientes. Quando isso é feito, a fórmula da variância torna-se um tanto difícil de ser calculada, pois é preciso encontrá-la a partir de:

$$\hat{e}_t(h) = \hat{\phi}_1 \hat{e}_t(h-1) + \hat{\phi}_2 \hat{e}_t(h-2) + \hat{\varepsilon}_{t+h} + \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t+h-1}.$$

Uma discussão detalhada sobre esse assunto pode ser encontrada em Hamilton (1994), embora em uma linguagem um pouco mais carregada e formal.

Feitas as previsões e definidos seus intervalos de confiança, algumas medidas de desempenho são utilizadas para avaliar as previsões. Três delas são básicas:

o erro quadrático médio, $MS(P)E$ – *mean square (prediction) error* –, o erro absoluto médio, $MA(P)E$ – *mean absolute (prediction) error* –, e o erro absoluto percentual médio, $MAPE$ – *mean absolute percentual error*.

Para calculá-las, deve-se deixar uma porção de observações fora da amostra. Por exemplo, em uma amostra com $T + H$ observações, deixam-se as últimas H observações fora da amostra e estima-se o modelo com as T observações restantes. Assim, essas estatísticas são calculadas da seguinte forma:

$$\begin{aligned} MSE_{t,T} &= \sqrt{\frac{\sum_{h=1}^H e_t^2(h)}{H}}; \\ MAE_{t,T} &= \frac{\sum_{h=1}^H |e_t(h)|}{H}; \\ MAPE_{t,T} &= \sum_{h=1}^H \left| \frac{e_t(h)}{H y_{t+h}} \right|. \end{aligned}$$

Se a amostra for suficientemente grande, pode-se deixar do $\frac{1}{4}$ a $\frac{1}{2}$ fora da amostra por razões de previsão. Na metodologia até aqui proposta, não se usa a informação adicional para realimentar as previsões. Isso é, para prever, por exemplo, y_{T+H-2} , usa-se $I_2(y_{T-H+2})$. A isso, denomina-se previsão dinâmica cuja variância acaba sendo maior. Quando se usa na previsão de y_{T+H} , a observação y_{T+H-1} , fala-se da previsão estática. Em qualquer caso, os coeficientes estimados foram calculados com as observações até T .

NOTA 3.15

Na prática, a cada nova observação, reestimam-se os coeficientes e refazem-se todas as previsões.

No exemplo a seguir, usa-se o modelo estimado para calcular essas estatísticas, supondo previsão estática e dinâmica. Ficam fora da amostra as últimas cinquenta observações. Comparam-se os resultados entre o modelo degenerado, equivocado e denotado por $MA(2)$, e o $MA(2)$ convencional.

	$MA(2)$		$MA(2)$	
	Dinâmico	Estático	Dinâmico	Estático
MSE	1,516	1,131	1,530	1,094
MAE	1,064	0,964	1,091	0,938
MAPE	193,35%	119,96%	193,15%	129,11%

Primeiro, observe que o modelo estático sempre gera os melhores resultados, por se tratar de um modelo que prevê um passo à frente usando a última observação do período anterior. Observe que o modelo degenerado, ainda que errado, às vezes é superior ao modelo correto. Isso ocorre porque o modelo degenerado é mais parcimonioso. Assim, há uma compensação entre viés e variância de previsão. O modelo degenerado pode ser mais viesado, porém a variância de previsão tende a ser menor em termos de erro quadrático.

NOTA 3.16

O modelo mais parcimonioso tem menos parâmetros estimados. Portanto, a incerteza resultante da estimação tende a ser menor.

3.10 SAZONALIDADE E SUAVIZAÇÃO: VISÃO TRADICIONAL

Esta seção analisa questões de sazonalidade e alisamento de acordo com uma visão mais tradicional, segundo a qual as séries são ajustadas por algoritmos determinísticos. Por essa visão, portanto, ignora-se completamente a modelagem de componentes estocásticos porventura existentes na série sob análise.

Alisamento e dessazonalização⁸ procuram expurgar fatores que geram perturbações não sistemáticas na série e, assim, permitem que se tenha uma noção mais precisa da tendência que ela segue. A utilidade de usar essas técnicas não se restringe à possibilidade de se ter uma previsão melhor da série, mas também mais elementos de análise das suas propriedades. Ao longo deste livro serão propostas diversas formas de decomposição de uma série, e este capítulo inicia-se com uma proposta bem tradicional e largamente utilizada na prática.

A Figura 3.15 mostra a evolução dos processos entrados no Judiciário paulista, mensalmente, entre 1995 e 2005. O padrão sazonal pode ser observado pela existência de picos e vales igualmente espaçados ao longo do tempo. Essa série será usada como exemplo no que segue.

É importante notar também uma clara tendência de crescimento nessa série.

8. A seção segue Fildes e Rabinoff (1991) com o manual do Eviews.

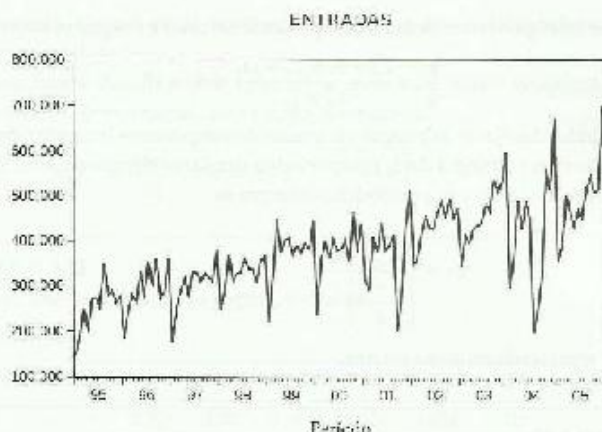


Figura 3.15 Processos de Entrada do Estado de São Paulo.

3.10.1 Média Móvel Tradicional

O modelo de média móvel tradicional assume que o processo é produto de quatro fatores:

$$y_t = C_t \times S_t \times T_t \times U_t$$

em que:

C_t é um componente de ciclo de longo prazo;

S_t é um componente sazonal;

T_t é um componente de tendência;

U_t é um componente irregular.

O objetivo da técnica é estimar S_t e, em seguida, expurgar esse termo de y_t para fins de previsão. A hipótese subjacente é que esse componente sazonal é fixo para subperíodos iguais. Por exemplo, o componente sazonal será sempre o mesmo para o mês de janeiro ao longo de vários anos. Com isso, ignora-se uma possível dinâmica desse componente.

Para isso, calcula-se a média móvel da série y_t definida da seguinte maneira:

$$x_t = \begin{cases} \frac{(0,5y_{t-6} + y_{t-5} + \dots + y_t + \dots + y_{t+5} + 0,5y_{t+6})}{12}, & \text{se a série é mensal;} \\ \frac{(0,5y_{t-2} + y_{t-1} + y_t + y_{t+1} + 0,5y_{t+2})}{4}, & \text{se a série é trimestral.} \end{cases}$$

Esse filtro elimina a sazonalidade da série e o componente irregular, de modo que se poderia dizer que:

$$x_t = C_t \times T_t$$

Fazendo isso, podemos isolar o componente sazonal e irregular, encontrando

$$z_t = \frac{y_t}{\hat{z}_t} = \frac{C_t \times S_t \times T_t \times U_t}{C_t \times T_t} = S_t \times U_t.$$

Em seguida, deseja-se expandir ou anular o componente irregular de z_t . Para isso, pode-se obter a média de z_t nos períodos similares dentro do ano. Supondo que o ano seja dividido em q períodos, encontra-se

$$\bar{z}_j = \frac{\sum_{m=0}^{\left\lfloor \frac{T-j}{q} \right\rfloor} z_{mq+j}}{\left\lfloor \frac{T-j}{q} \right\rfloor + 1}, \quad j = 1, 2, \dots, q,$$

em que $\lfloor \cdot \rfloor$ representa número inteiro.

EXEMPLO 3.22

Se os dados são mensais, $q = 12$. Se houver 100 observações, então $T = 100$. Nesse caso, para $j = 1$:

$$\left\lfloor \frac{T-j}{q} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{100-1}{12} \right\rfloor = [8,25] = 8.$$

Logo $m = 0, 1, 2, \dots, 8$, de modo que $mq + j = 1, 13, 25, \dots, 97$.

No caso em que $j = 5$,

$$\left\lfloor \frac{T-j}{q} \right\rfloor = \left\lfloor \frac{100-5}{12} \right\rfloor = [7,91666] = 7.$$

Logo $m = 0, 1, 2, \dots, 7$, de modo que $mq + j = 5, 17, 29, \dots, 89$.

O índice $\bar{z}_j$ assim obtido deve ser normalizado. Há duas maneiras de proceder. Na primeira, seguindo Pindyck e Rubinfeld (1991), multiplica-se cada índice pelo normalizador $12/(\sum_{j=1}^q \bar{z}_j)$, de modo que a soma de $v_j = \bar{z}_j[12/(\sum_{j=1}^q \bar{z}_j)]$ resultará em 12. Entretanto, para o caso de séries com componentes multiplicativos, como foi apresentado, a melhor normalização é a apresentada pelo manual do Eviews, pelo qual $\prod_{j=1}^q v_j = 1$. Para isso, é preciso obter v_j de acordo com a seguinte fórmula:

$$v_j = \frac{\bar{z}_j}{\sqrt[q]{\prod_{i=1}^q \bar{z}_i}},$$

isto é, o índice original $\bar{z}_j$ é normalizado pela média geométrica dos índices. O índice v_j corresponde ao S_j da composição original da série y_t e é denominado

fator de escala. Como γ , pode-se dizer que a série y é $(\gamma_i - 1)\%$ maior que a série isenta de sazonalidade.

O passo final é dividir a série original, y_t , pelo índice correspondente ao mês i que pertence a t . Formalmente, isso é feito obtendo-se:

$$\hat{y}_{\text{desaj}} = \frac{y_{\text{orig}}}{\gamma_i}, \quad m = 0, 1, 2, \dots, \left\lfloor \frac{T-i}{q} \right\rfloor, \quad i = 1, 2, \dots, q.$$

EXEMPLO 3.23

Usando a série do início da seção, obtém-se:

j	1	2	3	4	5	6
γ_j	0,726	0,877	1,068	1,001	1,056	1,021

j	7	8	9	10	11	12
γ_j	1,008	1,034	0,981	1,049	1,051	1,014

A análise dos números indica que abril é o mês mais típico da série dessazonalizada, ao passo que janeiro é o mês mais distante da série ajustada. A Figura 3.16 mostra a série original e dessazonalizada.

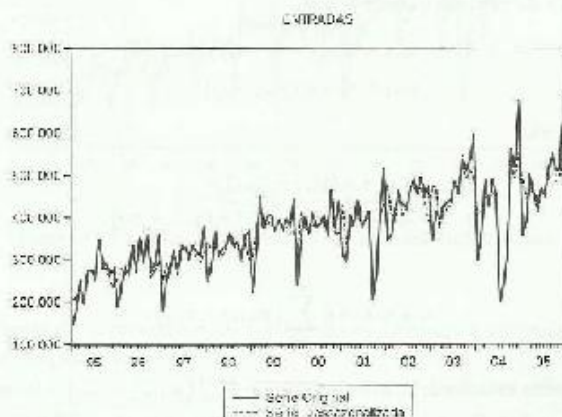


Figura 3.16 Processos no Judiciário do Estado de São Paulo.

3.10.2 Suavização: EWMA e Duplo EWMA

Uma técnica muito usada de suavização é a média móvel ponderada exponencial, EWMA. A técnica consiste em obter uma previsão de forma adaptativa ponderando as observações passadas, desde que não tenha tendência nem sazonalidade. Ou seja, a série suavizada x_t é obtida da seguinte forma:

$$\begin{aligned} x_t &= \alpha y_t + \alpha(1-\alpha)y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^3 y_{t-3} + \dots = \\ &= \alpha \sum_{i=0}^{\infty} (1-\alpha)^i y_{t-i}. \end{aligned}$$

O coeficiente α está entre 0 e 1 e indica a importância das informações mais recentes na definição de x_t . Esses pesos decaem exponencialmente e somam 1:

$$\alpha \sum_{i=0}^{\infty} (1-\alpha)^i = \alpha \times \frac{1}{1-(1-\alpha)} = 1.$$

Se retrocedermos x_t para x_{t-1} e multiplicarmos o resultado por $(1-\alpha)$, temos:

$$(1-\alpha)x_{t-1} = \alpha(1-\alpha)y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 y_{t-2} + \alpha(1-\alpha)^3 y_{t-3} + \alpha(1-\alpha)^4 y_{t-4} + \dots$$

Subtraindo esse resultado de x_t , chega-se a:

$$x_t = \alpha y_t + (1-\alpha)x_{t-1}.$$

O problema nesse caso é encontrar o valor inicial x_0 para compor a série suavizada. O Eviews sugere a média de y usando as $\left\lfloor \frac{T+1}{2} \right\rfloor$ observações iniciais.

Em termos de previsão, observe que:

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= \alpha y_{t+1} + (1-\alpha)x_t \longrightarrow \\ x_{t+1} &= x_t + \alpha(y_{t+1} - x_t). \end{aligned}$$

Nesse padrão:

$$\begin{aligned} x_{t+2} &= x_{t+1} + \alpha(y_{t+2} - x_{t+1}) = \\ &= x_t + \alpha[(y_{t+2} - x_{t+1}) + (y_{t+1} - x_t)]. \end{aligned}$$

Logo:

$$x_{t+k} = x_t + \alpha \sum_{j=0}^{k-1} (y_{t+j+1} - x_{t+j}).$$

Em uma série estacionária, imagina-se que $\sum_{j=0}^{k-1} (y_{t+j+1} - x_{t+j}) \approx 0$, mesmo para valores baixos de k . Por isso, em geral, ignora-se esse termo $\alpha \sum_{j=0}^{k-1} (y_{t+j+1} - x_{t+j})$, considerando simplesmente que $x_{t+k} = x_t$ para todo $k > 0$. Por essa razão, a previsão de y_{t+k} será simplesmente dada por x_t .

Alternativamente, para uma série com tendência linear, sugere-se a dupla suavização, que consiste em suavizar a série já suavizada. Isso significa calcular:

$$z_t = \alpha x_t + (1 - \alpha) z_{t-1}$$

Nesse caso, o Eviews constrói a previsão da série y , $prev(y_{t+k})$ da seguinte forma:

$$prev(y_{t+k}) = \left(2 + \frac{\alpha k}{1 - \alpha}\right) z_T - \left(1 + \frac{\alpha k}{1 - \alpha}\right) z_T - \\ - (2z_T - z_T) + \frac{\alpha k}{1 - \alpha} (z_T - z_T),$$

interpretando-se $(2z_T - z_T)$ como intercepto e $\frac{\alpha k}{1 - \alpha} (z_T - z_T)$ como inclinação.

Na Figura 3.17 verifica-se a suavização da série de entradas de processos no Judiciário de São Paulo, com a consequente previsão para um ano à frente. O coeficiente de suavização utilizado foi arbitrariamente escolhido em $\alpha = 0,15$. Observe que o padrão de sazonalidade desaparece.

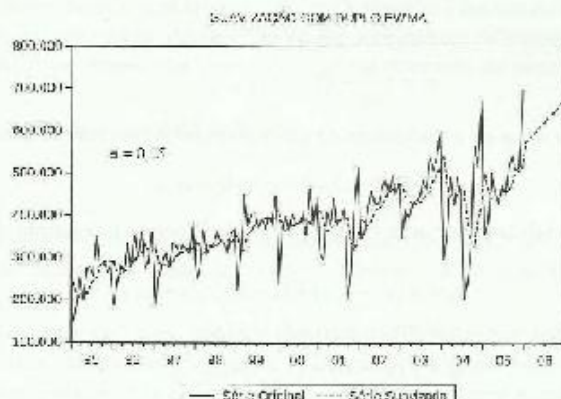


Figura 3.17 Entradas de Processos no Judiciário de São Paulo.

O coeficiente de suavização pode ser escolhido de forma a minimizar o erro de previsão de um passo à frente.

3.10.3 Holt-Winters

Há três formas de suavização de Holt-Winters, dependendo de se a série é sazonal ou não, se a sazonalidade é multiplicativa e se há tendência na série. Imaginando

uma série sem variação sazonal, porém com a possibilidade de tendência linear, Holt-Winters propõe encontrar a seguinte série suavizada:

$$x_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(x_{t-1} + z_{t-1})$$

$$z_t = \beta(x_t - x_{t-1}) + (1 - \beta)z_{t-1}$$

em que $0 < \alpha, \beta < 1$

Com isso, a previsão de y_{T+k} será dada por

$$prev(y_{T+k}) = x_T + z_T k.$$

O termo x_t pode ser interpretado como o componente permanente ou intercepto, o qual pode, sim, variar ao longo do tempo. O termo z_t pode ser interpretado com tendência.

Se a série, por outro lado, tiver um componente sazonal multiplicativo, será preciso multiplicar a previsão por esse componente sazonal. O modelo recursivo nesse caso toma a seguinte forma:

$$x_t = \alpha \frac{y_t}{c_{t-q}} + (1 - \alpha)(x_{t-1} + z_{t-1})$$

$$z_t = \beta(x_t - x_{t-1}) + (1 - \beta)z_{t-1}$$

$$c_t = \gamma \frac{y_t}{x_t} + (1 - \gamma)c_{t-q}$$

em que $0 < \alpha < 1$ e q é a frequência de sazonalidade. A previsão será dada por:

$$prev(y_{T+k}) = (x_T + z_T k) c_{T+k-q}.$$

Se a sazonalidade for aditiva, a recursividade segue o seguinte sistema de equações:

$$x_t = \alpha(y_t - c_{t-q}) + (1 - \alpha)(x_{t-1} + z_{t-1})$$

$$z_t = \beta(x_t - x_{t-1}) + (1 - \beta)z_{t-1}$$

$$c_t = \gamma(y_t - x_t) + (1 - \gamma)c_{t-q}.$$

Consequentemente:

$$prev(y_{T+k}) = x_T + z_T k + c_{T+k-q}.$$

3.11 SAZONALIDADE – ARMA $(p,q)(P,Q)_s$

Séries econômicas podem ser sazonais, em decorrência de safras agrícolas, férias, clima e datas especiais, como Natal. Há casos em que se deve estimar o modelo dessazonalizando cada uma das variáveis utilizadas. Em outros casos, deve-se estimar o modelo e corrigir simultaneamente a sazonalidade. Em geral,

dessazonalizam-se as variáveis quando misturam-se variáveis sazonais com outras não sazonais. Corrige-se a sazonalidade simultaneamente com estimação, por exemplo, no caso de séries univariadas.

É preciso cuidado para não dessazonalizar séries sem sazonalidade, pois o procedimento pode distorcê-las artificialmente. Por exemplo: taxas de juros não devem ser dessazonalizadas. Por outro lado, a inflação geralmente possui sazonalidade. Assim, caso se relacione taxa de juros à inflação, esta deve estar depurada de fatores sazonais.

Há várias formas de tratar a sazonalidade. Tradicionalmente, usam-se *dummies* para os períodos sazonais. Em séries temporais, usam-se métodos um pouco mais elaborados. O problema, na prática, é que as séries sazonais tornam as funções FAC e BACP bastante complicadas.

Para adquirir intuição sobre o que ocorre, considere o seguinte modelo sazonal bem simples:

$$y_t = \phi_4 y_{t-4} + \varepsilon_t$$

A FAC desse modelo será tal que $\alpha_j = (\phi_4)^{j/4}$, quando j for um número inteiro, exibindo assim um padrão de decaimento exponencial em defasagens múltiplas de 4. A BACP vai apresentar correlação parcial diferente de zero somente na defasagem 4.

Quando o modelo sazonal é dado por:

$$y_t = \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1},$$

ocorre o inverso. A FAC é truncada na defasagem 4, e a BACP tem decaimento sazonal nas defasagens múltiplas de 4. A Figura 3.18 dá uma ideia do que se procura.

Podem-se verificar dois tipos de sazonalidade em séries temporais que interagem com padrões não sazonais. A primeira é a *sazonalidade utilitosa*. Por exemplo, um *ARMA* (1,1) poderá ser sazonal na defasagem 4 via coeficiente autorregressivo ou de médias móveis:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_4 y_{t-4} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \text{ ou}$$

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_4 \varepsilon_{t-4}.$$

O padrão de identificação dessa sazonalidade é o mesmo que o anterior. A complicação decorre da interação com componentes não sazonais. Veja, na Figura 3.18, como é difícil identificar a sazonalidade de um modelo do tipo *ARMA* (1, (1,4)), em que o segundo parêntese interno define os ordens do *MÁ* degenerado pelo fato de ser sazonal.

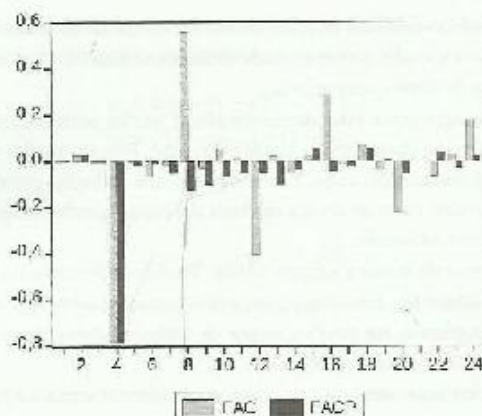


Figura 3.18 MA (4) degenerado - Autocorrelação.

Testes de Autocorrelação						
Defasagem	1	6	12	18	19	24
FAC	0,001	-0,066	-0,406	0,170	-0,040	0,175
FAC*	0,001	-0,007	0,047	0,152	0,009	0,021
Q	0,0002*	308,44*	553,62*	601,13*	601,87*	646,36*

* Indica significância a 1%.

O outro tipo é a *sazonalidade multiplicativa*. Ainda supondo sazonalidade de ordem 4, no caso multiplicativo de um AR e de um MA, teríamos, respectivamente:

$$\begin{aligned}
 (1 - \phi_1 L)(1 - \phi_4 L^4) y_t &= (1 + \theta_1 L) \varepsilon_t \Rightarrow \\
 y_t - \phi_1 y_{t-1} + \phi_4 y_{t-4} + \phi_1 \phi_4 y_{t-5} &= \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} \\
 (1 - \phi_1 L) y_t &= (1 + \theta_1 L)(1 + \theta_4 L^4) \varepsilon_t \Rightarrow \\
 y_t - \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_t + \theta_4 \varepsilon_{t-4} + \theta_1 \theta_4 \varepsilon_{t-5} &= 0
 \end{aligned}$$

A Figura 3.20 mostra um $ARMA(p,q)(P,Q)_{12}$, em que p e q são as ordens dos coeficientes não sazonais, P é o número de coeficientes sazonais autorregressivos multiplicativos, Q é o número de coeficientes sazonais de médias móveis multiplicativos e 12 é o período sazonal. Por exemplo:

$$\begin{aligned}
 ARMA(2,1)(1,2)_{12} : (1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)(1 - \theta_1 L^{12} - \theta_2 L^{24}) y_t \\
 = (1 - \theta_1 L)(1 - \theta_{12} L^{12} - \theta_{24} L^{24}) \varepsilon_t
 \end{aligned}$$

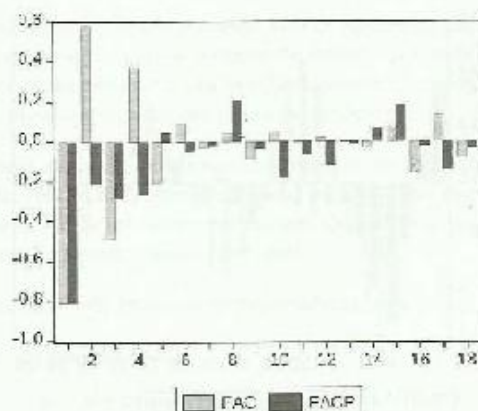


Figura 3.19 ARMA (1, 1) (1, 4) - Autocorrelações

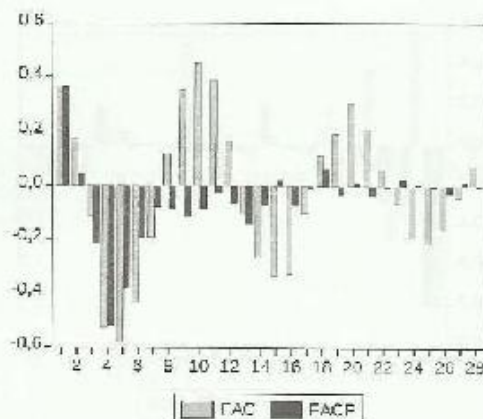
Testes de Autocorrelação					
Defasagem	1	6	12	18	24
FAC	-0,80	0,08	0,32	0,07	-0,03
FACP	-0,80	-0,04	-0,11	-0,03	0,04
Q	100,48*	218,21*	220,30*	229,49*	242,73*

*Indica significância a 1%

Para o caso de um ARMA (1,1) (1,0)₄, ou seja, em que a sazonalidade é de ordem 1, definida a cada 4 períodos, veja a Figura 3.20. É possível desconfiar que há sazonalidade multiplicativa na defasagem 4, proveniente de um AR, porque ao redor de 4 as autocorrelações 5 e 3 parecem ser significativas. Quanto a saber que se trata de um ARMA (1,1), a análise fica toda prejudicada visualmente, e o econometrista vai ter de usar tentativa e erro. Com experiência, o econometrista rapidamente acertaria o modelo.

Testes de Autocorrelação					
Defasagem	1	6	12	18	24
FAC	0,367	0,436	0,164	0,111	-0,196
FACP	0,367	-0,195	-0,065	0,064	0,005
Q	67,17**	493,73*	776,51*	914,43*	1056,07*

*Indica significância a 1%

Figura 3.20 $ARMA(1,1)(1,0)$ – Autocorrelação.

EXERCÍCIOS

1. Considere o processo $AR(1)$ a seguir:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Defina os estimadores por OLS de ϕ_0 e ϕ_1 .
 - Assuma que $\varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2)$. Suponha que observamos $\{y_1, y_2, \dots, y_T\}$. Tome a primeira observação y_1 como dada e obtenha a função de log-verossimilhança condicional das observações restantes (ou seja, de $p(y_2, y_3, \dots, y_T | y_1)$).
 - Mostre que o estimador por ML condicional resultado de (ii) é equivalente ao estimador por OLS de (a).
 - O que aconteceria se tivéssemos média móvel, ou seja, se quiséssemos estimar um $ARMA$ (discorra em linhas gerais)?
2. Calcule (manualmente) as primeiras 5 autocorrelações para cada um dos seguintes processos:
- $Y_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$, com $\theta = -0,5$
 - $(1 - \phi L)Y_t = \varepsilon_t$, com $\phi = 0,9$
 - $(1 - \phi L)Y_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$, com $\phi = 0,9$ e $\theta = -0,5$
3. Considere o processo $AR(2)$ a seguir:

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

em que $\phi_0 = 0$, $\phi_1 = 0,4$ e $\phi_2 = -0,5$. Calcule (manualmente) os primeiros valores da função de autocorrelação parcial.

- No capítulo, simulou-se um processo $MA(2)$. Apesar de gerar um $MA(2)$, o correlograma, assim como os critérios de informação, indicia que o processo que melhor se ajustaria seria um $MA(2)$ degenerado, ou seja, $y_t = \varepsilon_t + \theta_2 \varepsilon_{t-2}$. Discuta as possíveis explicações para esse fenômeno.
- Existem pelo menos três formas distintas de se calcular os critérios de informação AIC e BIC. Apresente pelo menos duas para cada critério e mostre que eles indicam o mesmo modelo. Qual critério tenderia a selecionar modelos menos parcimoniosos? Por quê?
- Especifique um ruído branco com dependência temporal.
- Considere um modelo $AR(2)$:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2).$$

Monte a função de verossimilhança condicional, dados (y_1, y_2) . Derive as condições de primeira ordem.

- Considere o seguinte modelo:

$$\hat{y}_t = \underbrace{0,2969}_{(0,139815)} - \underbrace{0,563458}_{(0,01132)} y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Amostra de 200 observações

(...) = desvio-padrão

Calcule $\hat{\rho} = \rho/(1 - \hat{\phi})$ e mostre que $\hat{\rho}_2 = 0,7588$. Use o método delta, considerando que $\text{cov}(\varepsilon, \sigma) = 0,002460549$.

- Considere a curva de aprendizagem generalizada:

$$C_t = KN^{\frac{1}{R}} Y_t^{(1-\frac{1}{R})} e^{\varepsilon_t},$$

$$\varepsilon_t \sim i.i.d.(0, \sigma^2),$$

$$R < \infty,$$

em que

C_t é o custo real unitário no período t ;

N_t é a produção acumulada até o período t ;

Y_t é a produção no período t ;

ε_t é a perturbação estocástica;

α é a elasticidade do custo unitário com respeito à produção acumulada, representando o parâmetro de aprendizagem e, portanto, tipicamente negativo; R é o parâmetro representando os retornos de escala. Se $R = 1$, os retornos são constantes; se $R < 1$ os retornos são decrescentes; se $R > 1$, os retornos são crescentes.

Uma forma de estimar o modelo é log linearizá-lo. Chamando $x_t = \ln X_t$, o modelo se torna:

$$c_t = \beta_0 + \beta_1 n_t + \beta_2 y_t + e_t$$

em que $\beta_0 \equiv \ln K_0 \beta_1 \equiv \frac{1}{R} \beta_2 \equiv \frac{1-R}{R}$. Indique a forma de obter a distribuição de K_0 , α e R .

10. Considere um modelo $MA(1)$: $y_t = \mu + \theta \varepsilon_{t-1}$, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$. Usando a metodologia de Box, Jenkins e Reinsel (1994) de *backforecasting*, determine $E(y_t | Y_0)$ de forma a obter a verossimilhança exata – isto é, determine sua formulação recursiva.
11. Por que o processo de construção de modelos ARMA pode ser considerado um ciclo iterativo, como afirmam Granger e Newbold?
12. Quais os principais instrumentos utilizados na identificação de um modelo ARMA? Por que esse é a etapa mais difícil para o pesquisador?
13. Considere o seguinte modelo:

$$y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + e_t + \theta_1 e_{t-1}$$

Transforme esse modelo em um AR(1) do tipo:

$$Y_t = \Phi Y_{t-1} + C e_t$$

em que Y_t e C são vetores de dimensões apropriadas. (Obs.: há várias respostas possíveis.)

- a. Defina os vetores Y_t e C e a matriz Φ ;
- b. Calcule $\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_j}$;
- c. Especialize para o caso em que $j = 2$.

14. Considere o seguinte modelo:

$$y_t = \phi y_{t-1} + e_t + \theta e_{t-1}$$

Transforme esse modelo em um AR(1) do tipo:

$$Y_t = \Phi Y_{t-1} + C e_t$$

em que Y_t e C são vetores de dimensões apropriadas. (Obs.: há várias respostas possíveis.)

- Defina os vetores Y_t e C e a matriz Φ ;
- Calcule $\partial L(\theta) / \partial \theta_j$;
- Especialize para o caso em que $j = 2$.

15. Considere o seguinte modelo:

$$y_t = \phi y_{t-4} + \varepsilon_t$$

Transforme esse modelo em um AR(1) do tipo:

$$Y_t = \Phi Y_{t-1} + C\varepsilon_t.$$

16. Considere o seguinte modelo:

$$y_t = \mu + x_t + z_t$$

$$x_t = \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2)$$

$$z_t = \beta z_{t-1} + u_t, u_t \sim i.i.d. (0, \sigma_u^2)$$

$$u_{t-j} \perp \varepsilon_t, \forall j.$$

Qual processo segue y ?

Que condição é suficiente para que o processo seja estacionário?

Sob a condição anterior, encontre a previsão de longo prazo.

17. Suponha que x_t seja um $AR(p)$ e v_t um ruído branco, independente de x_{t-j} , $\forall j$.
Mostre que o modelo $y_t = x_t + v_t$ é um $ARMA(p, p)$.

PROCESSOS NÃO ESTACIONÁRIOS

Quando a série temporal não é estacionária, não se pode estimá-la trivialmente. O problema essencial já foi exposto: é impossível estimar todos os momentos da série. Em particular, é impossível fazer inferências estatísticas. Para visualizar melhor a ideia, lembre-se de que a variância não condicional de um AR (1) é:

$$\text{var}(y_t) = \frac{1}{1 - \phi^2}.$$

Ora, se $\phi = 1$, o que caracteriza uma série não estacionária de raiz unitária, a variância explode. Todavia, pode-se resolver esse problema. Em séries univariadas, o procedimento básico é diferenciar a série tantas vezes quantas sejam necessárias para estacionarizá-la. O caso mais comum é encontrar uma série com raiz unitária, de forma que basta a primeira diferença dessa série para estacionarizá-la, entretanto mais diferenças poderão ser necessárias.

De modo geral, uma série estocástica tem três partes distintas:

$$y_t = \text{tendência} + \text{componente estacionário} + \text{ruído}.$$

A seguir, definem-se algumas particularidades de não estacionaridade, distinguindo os tipos de tendências que se podem encontrar.

4.1 TENDÊNCIA ESTACIONÁRIA E ESTOCÁSTICA

Suponha o seguinte modelo:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L) \varepsilon_t.$$

Esse modelo é chamado *tendência estacionária* porque flutua em torno de uma tendência determinística, sem jamais se distanciar de tal tendência. Outra forma comum é se ver isso observando que a subtração da tendência determinística gera um componente estacionário.

Por outro lado, a série também poderia ser estacionarizada pela primeira diferença, isto é:

$$\Delta y_t = (1 - I) y_t = y_t - y_{t-1} = \delta + (1 - L) \phi(L) \varepsilon_t.$$

Tessa diferenciação estacionariza a série, entretanto introduz ruído por tornar o erro não invertível. Logo, se uma série é tendência estacionária, é melhor estimá-la usando a variável explicativa t .

Considere agora o seguinte modelo, em que se supõe que as variações esperadas de y são dadas por:

$$\Delta y_t = \delta + \varepsilon_t \implies y_t = y_{t-1} + \delta + \varepsilon_t.$$

Compondo recursivamente y , obtém-se:

$$y_t = y_0 + \delta t + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i.$$

Veja que a variável aleatória y é dada pela composição de todos os choques havidos, $\sum_{i=1}^t \varepsilon_i$. Define-se tal série como de *tendência estocástica* ou *diferença estacionária*, pois a diferença da série é estacionária. Nesse caso, os choques produzem mudanças permanentes na série y , ainda que aleatórias.

Séries cuja tendência é estocástica são chamadas *séries integradas*. A ordem, d , de integração depende do número de somatórios dos erros. Séries integradas são denotadas por $I(d)$. Séries integradas com erros estacionários são chamadas séries *ARIMA* (p, d, q) . Diferenciando d vezes a série, obtém-se uma série estacionária.

No caso anterior, diz-se que a série é integrada de ordem 1, $I(1)$, porque os erros são todos somados uma única vez, como indica a presença do somatório. Para entender melhor a ideia, é conveniente ver como isso funciona em uma série $I(2)$.

Uma série $I(2)$ precisa ser diferenciada duas vezes para ser estacionarizada. Isto é:

$$\Delta^2 y_t = \Delta \Delta y_t = \Delta (y_t - y_{t-1}) = y_t - y_{t-1} - (y_{t-1} - y_{t-2}) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

É conveniente notar outra forma de derivar a mesma relação. Uma série integrada de ordem 2 tem duas raízes unitárias, significando que:

$$(1 - I)^2 y_t = (1 - 2L + L^2) y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}.$$

Ora, suponha que a série $I(2)$ seja um ruído branco, de forma que:

$$\begin{aligned} (1 - I)^2 y_t &= \varepsilon_t \implies \\ y_t &= 2y_{t-1} - y_{t-2} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Pode-se agora ver como a série fica expressa usando substituição recursiva. Para isso, inicialmente, defina $(1 - I)y_t = x_t$. Então, tem-se:

$$x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t \longrightarrow$$

$$x_t = x_1 + \sum_{i=2}^t \varepsilon_i.$$

Substituindo x_t pela definição, encontra-se:

$$\begin{aligned} y_t &= y_{t-1} + y_t - y_{t-1} + \sum_{i=2}^t \varepsilon_i = y_{t-2} + 2y_{t-1} - 2y_{t-2} + \sum_{i=2}^t \varepsilon_i + \sum_{i=2}^{t-1} \varepsilon_i = \\ &= \dots = \\ &= ty_t - (t-1)y_0 + \sum_{i=2}^t \sum_{j=2}^i \varepsilon_j, \quad t \geq 2. \end{aligned}$$

NOTA 4.1

O duplo somatório sobre ε significa $t(t+1)/2$.

A seguir, definem-se algumas variações dos processos apresentados nesta seção.

4.2 PASSEIOS ALEATÓRIOS

Esta seção mostra as propriedades de alguns processos não estacionários. É interessante comparar essas propriedades com as dos processos estacionários e verificar que as condições de estacionariedade não se verificam.

No caso 1 (1) com $\delta = 0$, define-se o *passaio aleatório* ou *tendência estocástica pura* pela equação:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

De forma interessante, a previsão condicional H passos à frente é dada pela observação atual, isto é:

$$\hat{E}_t(y_{t+H}) = y_t + \sum_{i=1}^H E_t(\varepsilon_{t+i}) = y_t.$$

A covariância é dependente do tempo:

$$\begin{aligned} Var(y_t) &= Var\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i\right) = t\sigma^2, \\ Cov(y_t, y_{t-j}) &= E\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i\right)\left(\sum_{i=1}^{t-j} \varepsilon_i\right) = (t-j)\sigma^2. \end{aligned}$$

A correlação não é direta. Divide-se a covariância pelo produto do desvio-padrão em t e $t-j$:

$$\rho_j = \frac{(1-j)\sigma^2}{\sqrt{t}\sigma\sqrt{(t-j)\sigma}} = \sqrt{\frac{t-j}{t}} = \sqrt{1 - \frac{j}{t}}.$$

NOTA 4.2

Em um processo não estacionário, a autocorrelação demora a cair, pois $\frac{j}{t}$ se reduz lentamente.

Ao adicionar um *drift* ao modelo, encontra-se o *passeio aleatório com drift*:

$$y_t = y_{t-1} + \delta + \varepsilon_t = \\ = y_0 + \delta t + \sum_{s=1}^t \varepsilon_s.$$

Vê-se que, nesse caso, o comportamento de y_t depende de um componente determinístico e de um estocástico. Além disso, é fácil calcular a previsão H passos à frente:

$$E_t(y_{t+H}) = y_t + \delta H + \sum_{s=1}^H E_t(\varepsilon_{t+s}) = y_t + \delta H.$$

É possível generalizar o modelo de passeio aleatório adicionando um ruído a ele. É o *passeio aleatório com ruído*:

$$y_t = y_0 + \sum_{s=1}^t \varepsilon_s + \eta_s.$$

em que $\{\eta_s\}$ é um ruído branco; $\varepsilon_t \perp \eta_{t-j}$.

Pode-se, com isso, encontrar que:

$$\hat{\varepsilon}_t y_t = \varepsilon_t + \Delta \eta_t.$$

A importância desse modelo é ser $I(1)$ com uma correlação menor que naquele passeio aleatório puro, em razão da presença de σ_η^2 . Isso é caracterizado no cálculo da covariância feito a seguir:

$$\begin{aligned} Var(y_t) &= Var\left(\sum_{s=1}^t \varepsilon_s + \eta_t\right) = t\sigma^2 + \sigma_\eta^2; \\ Cov(y_t, y_{t-j}) &= E\left(\sum_{s=1}^t \varepsilon_s + \eta_t\right)\left(\sum_{s=1}^{t-j} \varepsilon_s + \eta_{t-j}\right) = (t-j)\sigma^2; \end{aligned}$$

$$\mu_k = \frac{(t-i)\sigma^2}{\sqrt{(t_0^2 + \sigma_0^2)[(t-i)\sigma^2 + \sigma_0^2]}} < \sqrt{1 - \frac{\sigma_0^2}{(t-i)\sigma^2 + \sigma_0^2}}$$

A figura 4.1 mostra os vários modelos discutidos até o momento.

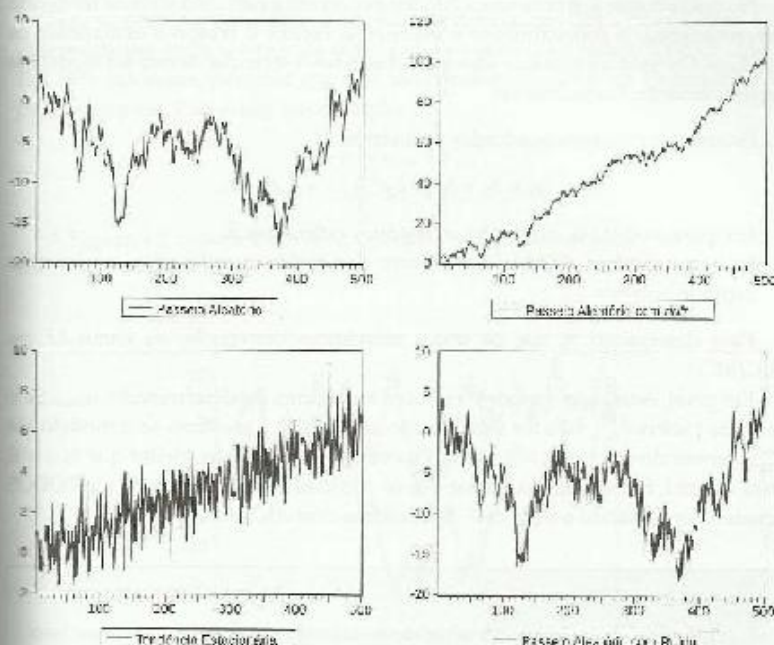


Figura 4.1. Séries temporais com tendência.

O modelo mais geral possível inclui tendência determinística e estocástica e erros que seguem um processo $ARMA(p,q)$. O modelo é chamado *tendência geral* mais componente irregular:

$$y_t = \delta t + y_0 + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i - \psi(L)\eta_t \quad (1)$$

4.3 REMOVENDO A TENDÊNCIA

No modelo com tendência estocástica, basta diferenciá-lo para estacionarizá-lo, inclusive se houver tendência determinística. De fato, tome a diferença da equação (1) para obter:

$$\Delta y_t = \delta + \varepsilon_t + \psi(I_d)\Delta y_t.$$

É claro que, se y_t for integrado de ordem d , toma-se a d -ésima diferença para estacionarizá-lo. Porém, mais importante é saber como estimar uma série cuja tendência é determinística. O procedimento é simples e descrevê-lo a seguir.

No caso em que y_t é uma função do tempo, constituindo uma série de tendência determinística, o procedimento é estimar y_t contra o tempo e armazenar os resíduos. Os resíduos armazenados constituem nova série que deverá ser modelada separadamente. Formalmente:

1. Estime por mínimos quadrados ordinários:

$$y_t = \delta_0 + \delta_1 t + \delta_2 t^2 + \dots + \delta_n t^n + \varepsilon_t,$$

em que $\varepsilon_t = \psi(I_d)\varepsilon_t$, e obtenha os resíduos estimados $\hat{\varepsilon}_t$.

2. Estime o modelo *ARMA* (p,q) a partir dos resíduos estimados, conforme o capítulo anterior.

Para determinar n , use os testes estatísticos convencionais como t/F ou AIC/BIC .¹

Em geral, estime-se o modelo com um n máximo, predeterminado, $n_{\max}$. Se o teste de t sobre $\hat{\delta}_{n_{\max}}$ não for significativo, retira-se $\hat{\delta}_{n_{\max}}$ e estima-se o modelo até $n_{\max}-1$, repetindo-se o teste t -Student. Proceda-se assim até se rejeitar que $\delta_{n-1} = 0$, para algum i . Em seguida, confirme que as inclinações conjuntamente são TODOS iguais a zero, usando o teste de F . Reconfirme com AIC e BIC .

NOTA 4.3

É proibido diferenciar uma série de tendência estacionária, porque isso adiciona ruído à série original. Da mesma forma, é proibido estimar uma série de tendência estocástica usando tendência determinística, pois isso não elimina a tendência estocástica.

4.4 REGRESSÃO ESPÚRIA

A necessidade de teoria econômica para definir as variáveis explicada e explicativa torna-se muito importante na presença de raiz unitária. Podem-se encontrar rela-

1. Na presença de componentes unicamente determinísticos e estacionários, os testes convencionais são válidos. Na presença de tendência estocástica, muitos problemas surgem. Veja uma excelente discussão sobre isso em Hamilton (1994, Capítulo 16).

ções econométricas entre duas ou mais variáveis econômicas sem qualquer relação de causalidade entre uma e outra por puro acaso. Isso é particularmente comum quando se trata de séries não estacionárias. Por exemplo, a regressão de uma variável $I(1)$ com outra $I(1)$ obtida independentemente gera alto R^2 e significativo t -estatístico. Contudo, o resultado não tem significado econômico.

Para confirmar, considere a seguinte experiência. Gere duas séries $I(1)$ independentes entre si e regresse uma contra a outra. Qual resultado você obtém? Em 75% das vezes, parecerá que elas são correlacionadas (veja Patterson, 2000, para exemplos). Considere um exemplo:

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_{yt}$$

$$z_t = z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$$

A Figura 4.2 mostra duas séries geradas independentemente uma da outra, como no modelo anterior.

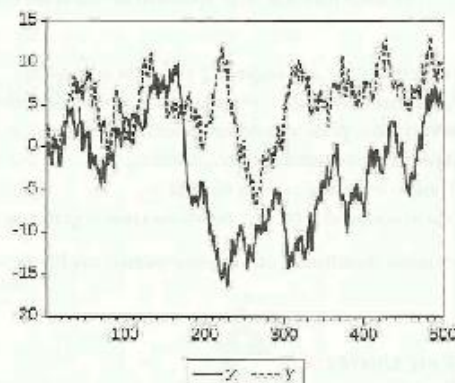


Figura 4.2 Séries com relação espúria.

Agora, regresse y_t contra z_t :

$$y_t = \alpha + \beta z_t + \varepsilon_t$$

Nas simulações com 500 observações, com a amostra entre 201 e 300, obteve-se o seguinte resultado:

$$y_t = -6,37 - 0,776z_t + \varepsilon_t, \quad R^2 = 0,30, \\ (1,74) \quad (0,42)$$

em que o desvio-padrão está entre parênteses.

O R^2 não é muito baixo, e os coeficientes são altamente significantes. Isso é tipicamente uma regressão espúria. Assim, em resumo, tem-se o seguinte:

1. Se $\{y_t\}$ e $\{z_t\}$ são ambos estacionários, a regressão convencional se aplica sem problemas;
2. Se $\{y_t\}$ e $\{z_t\}$ são integrados de diferentes ordens, regressar um contra o outro é espúrio e sem significado;
3. Se $\{y_t\}$ e $\{z_t\}$ são integrados de mesma ordem, e o resíduo ainda é integrado, a regressão é espúria;
4. Se $\{y_t\}$ e $\{z_t\}$ são integrados de mesma ordem, e os resíduos são estacionários, há cointegração (que será objeto de discussão adiante).

A conclusão é: tenha cuidado com a regressão que se faz. A especificação de um modelo econômico frequentemente ajuda-nos a não cometer absurdos. Os melhores modelos, em geral, produzem regressões que fazem sentido, com resíduos estacionários.

Estatisticamente, pode-se mostrar que, quando se faz uma regressão espúria conforme exposto:

1. α e β não convergem em probabilidade para uma constante;
2. as estatísticas t_α e t_β também não convergem em probabilidade para nenhuma distribuição, inexistindo, pois, valores críticos;
3. o teste de Durbin-Watson converge para zero;
4. o R^2 tem distribuição assintótica degenerada; e
5. os coeficientes da autocorrelação dos resíduos convergem para 1.

Uma discussão mais detalhada sobre esse ponto pode ser vista em Patterson (2000).

4.5 TESTES DE RAIZ UNITÁRIA

4.5.1 Dickey-Fuller

A inspeção visual de uma série raramente permite distingui-la como de tendência estocástica ou tendência determinística – e, frequentemente, quando se age assim, incorre-se em equívocos. Por conta disso, foram desenvolvidos testes para a verificação de existência de raízes unitárias. O primeiro foi feito por Dickey e Fuller (1979, 1981).

Para entender o teste, considere o seguinte modelo:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

A tendência inicial é estimar esse modelo e usar um teste convencional de t sobre ϕ , tendo como hipótese nula $H_0: \phi = 1$. Em geral, os pacotes econométricos

reportam os testes nos coeficientes contra a nula de serem iguais a zero. Então, pode-se alterar o teste subtraindo y_{t-1} de ambos os lados:

$$\Delta y_t = (\phi - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t = \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2)$$

em que se define $\alpha = \phi - 1$.

Assim, $H_1: \phi = 1$ é equivalente a $H_0: \alpha = 0$. O problema é que, sob a nula, a distribuição do teste infelizmente não é convencional, ou seja, não é igual à distribuição estatística t , pois y_t não é estacionário. A distribuição do teste pode ser encontrada analiticamente usando-se o teorema central do limite funcional e pode ser visualizada por meio de experimentos de Monte Carlo. A forma mais básica de visualização consiste em montar o seguinte experimento:

1. Gere uma sequência de erros normais com esperança nula e variância σ^2 , $\{e_t\}$, com $T + n$ observações;
2. Gere a sequência $\{y_t\}$ sob a hipótese nula de raiz unitária, dado y_0 ;
3. Estime a equação (2) usando as T últimas realizações² e armazene o valor da estatística t ;
4. Retorne a 1.5 vezes (em geral, $S \geq 10.000$);
5. Faça o gráfico da distribuição da estatística t .

A Figura 4.3 mostra a distribuição empírica dessa estatística, em que $T = 100$, $n = 50$, $S = 10.000$ e $y_0 = 0$. Note que a distribuição é assimétrica, concentrada em valores negativos.

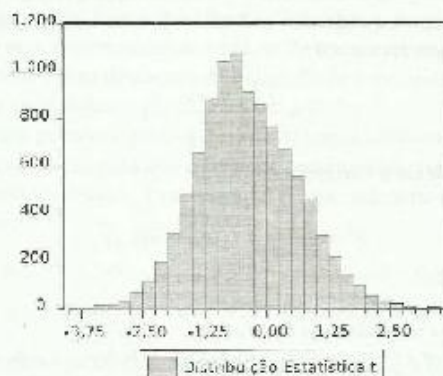


Figura 4.3 Distribuição da estatística t -Student sob $H_0: \phi = 1$.

2. Assim, alguns segundos de y_{t-1} é a n -ésima primeira realização.

Procedendo dessa maneira, deve-se concluir que a média da estatística t não é zero, como se poderia esperar de uma distribuição convencional. De fato, em 10% das vezes, a estatística $t < -1,60$; em 5%, $t < -1,95$; e em 1%, $t < -2,60$. Ou seja, o uso da estatística t olhando-se para a tabela convencional implicaria cometer o erro do tipo I com muito mais frequência.

Dessa forma, Dickey e Fuller (1978) recalcularam o valor da estatística t . O valor dessa estatística se altera conforme se define a equação de regressão e segundo o tamanho da amostra. Dickey e Fuller usaram as seguintes equações de estimação e suas respectivas estatísticas, dependendo de se consideravam a existência de *drift* e tendência determinística:

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \tau_1$$

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \tau_{1,\mu}$$

$$\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow \tau_{1,\mu,\delta}$$

Sob $H_0: \alpha = 0$, as três estatísticas associadas foram obtidas por meio de simulações de Monte Carlo. A primeira estatística desconsidera a existência de *drift* e tendência determinística; a segunda, a existência de tendência determinística. Na terceira, há um intercepto e tendência determinística, $\mu + \delta t$. Repetiram o experimento para $T = 25, 50, 100, 250, 300, \infty$, e, do ponto de vista prático, o significa $T \gg 1.000$.

Como calcular a estatística do teste de Dickey e Fuller (1978, 1981)? Supondo o modelo sem *drift* ou tendência determinística, o cálculo de τ_1 segue, essencialmente, os passos de um teste convencional de estatística.

Primeiro, supondo uma série com $T + 1$ observações, $y_0, y_1, y_2, \dots, y_T$, calcule a regressão por mínimos quadrados ordinários e subtraia 1 do parâmetro ϕ , para proceder ao teste sob $H_0: \alpha = 0$:

$$\hat{\alpha} = \frac{\sum_{t=1}^T y_{t-1} (y_t - \hat{y}_t)}{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2} - 1.$$

Em seguida, calcule a variância amostral:

$$S^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t - \hat{\alpha} y_{t-1})^2.$$

3. Lim do tipo I é aceita: a nula quando ela é verdadeira

4. A terceira equação, $\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t$, sob a hipótese nula de $\alpha = 0$, pode ser escrita como:

$$y_t - \mu - \delta t = y_{t-1} + \varepsilon_t \rightarrow$$

$$y_t = y_{t-1} + \left(\mu + \frac{\delta}{2} \right) + \frac{\delta}{2} t^2 + \sum_{i=0}^t \varepsilon_i$$

Ou seja, y_t é tendência quadrática determinística e tendência estocástica.

Calcule, a seguir, o desvio-padrão do coeficiente $\hat{\alpha}$, $s(\hat{\alpha})$:

$$s(\hat{\alpha}) = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}}$$

Finalmente, obtenha o valor calculado da estatística t :

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\alpha}}{s(\hat{\alpha})}.$$

O critério de rejeição é: se $\hat{\tau} < \tau$, em que τ são os valores críticos obtidos por meio de experimentos de Monte Carlo, rejeita-se a nula e conclui-se que a série não possui raiz unitária. Por outro lado, não rejeitar a nula significa admitir que a série possui uma raiz unitária.

4.5.2 Dickey-Fuller Aumentado

O problema do teste anterior é que Dickey e Fuller (1979) consideraram o erro um ruído branco. Mas, frequentemente, o erro é um processo estacionário qualquer. Esse problema pode causar distorções no poder do teste. Felizmente, é fácil corrigir esse pormenor.

De fato, suponha que y_t seja um processo autorregressivo de ordem p , com raiz unitária:

$$y_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_{p-1} y_{t-p+1} + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t.$$

Como testar esse modelo para raiz unitária? Usa-se o que se convencionou chamar de teste de Dickey-Fuller aumentado. A ideia é estimar o modelo com as variáveis autorregressivas. Essa é uma forma de corrigir o desvio do valor correto da estatística, ou seja, intuitivamente trata-se de encontrar os desvios de y_t em relação à sua "média", para deslocar a distribuição de α em direção a zero, caso a hipótese nula seja verdadeira.

Do ponto de vista prático, é preciso introduzir tantas variáveis autorregressivas quantas forem necessárias para que o teste de resíduos não rejeite a hipótese de que se trate de um ruído branco. Para entender o teste, adicione e subtraia $\phi_p y_{t-p+1}$ à equação anterior:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_{p-1} y_{t-p+1} + \phi_p y_{t-p} - \phi_p y_{t-p+1} + \phi_p y_{t-p+1} + \varepsilon_t = \\ &= \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + (\phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+1} - \phi_p y_{t-p+1} + \varepsilon_t. \end{aligned}$$

Utilizando o mesmo procedimento, desta vez com $(\phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+2}$:

$$\begin{aligned} y_t &= \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + (\phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+2} - (\phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+2} + \\ &+ (\phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+1} - \phi_p y_{t-p+1} + \varepsilon_t = \mu + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \\ &+ (\phi_{p-2} + \phi_{p-1} + \phi_p) y_{t-p+2} - (\phi_{p-2} + \phi_p) y_{t-p+2} - \phi_p y_{t-p+1} + \varepsilon_t. \end{aligned}$$

Repetindo isso p vezes, obtém-se ao final:

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \hat{\alpha}_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{it}$$

em que

$$\alpha = - \left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i \right); \quad \hat{\alpha}_i = - \sum_{j=i}^{p-1} \phi_{j+1}$$

O teste então pode ser feito, usando-se os mesmos valores críticos encontrados por Dickey e Fuller. Ou seja, desde que se faça a correção do modelo, de forma a considerar as demais variáveis defasadas, em nada se alteram os valores críticos do teste ou a interpretação do modelo.

E se o modelo for ainda mais complexo, com termos de médias móveis, o que fazer? O procedimento anterior pode ser adotado mesmo no caso de um modelo ARIMA $(m,1,n)$, já que sempre se pode transformar um MA (q) em um AR (∞) . Surge daí o problema de como estimar um modelo de infinitas defasagens. Sucede que se prova que um modelo ARIMA $(n,1,n)$ pode ser bem aproximado por um ARIMA $(p,1,0)$, em que $p \leq T^{\frac{1}{2}}$ (veja Said e Dickey, 1984).

NOTA 4.4

Não obstante a adição de componentes autorregressivos ao modelo originalmente proposto por Dickey e Fuller, experimentos de Monte Carlo mostraram que o valor da estatística t permanece inalterado.

Mais tarde, MacKinnon (1991,1996) desenvolveu uma metodologia bastante interessante para obter a estatística t com qualquer número de observações. O Eviews reporta os resultados de 1996, que são baseados em simulações cujo erro é i.i.d., pois o programa adverte que a correção paramétrica por meio de inclusão de componentes autorregressivos não deve alterar os valores críticos.

O leitor poderá perguntar-se como escolher a ordem p para executar o teste de raiz unitária. O número de defasagens incluídas deve ser tal que os resíduos estimados sejam um ruído branco, de acordo com testes discutidos no Capítulo 3. Poucas defasagens não “branqueiam” os resíduos, afetando a distribuição de t . Excesso de defasagens diminui sobremedida o poder do teste em direção da rejeição da hipótese nula por reduzir o número de graus de liberdade. Assim, para definir p , existem duas possibilidades equivalentes.

1. A primeira é acrescentar o número de defasagens suficientes para encontrar resíduos que sejam isentos de autocorrelação. Para saber se o resíduo é isento de autocorrelação, deve-se proceder ao teste de Ljung-Box.

2. A segunda possibilidade é fixar um $p_{\max}$ relativamente alto. Em seguida, estima-se o modelo por mínimos quadrados ordinários para $p_{\max}, p_{\max} - 1, \dots, 0$ e coletam-se os valores de algum dos critérios de informação – como Hannan-Quinn, Schwarz ou Akaike – ou utilizando testes estatísticos convencionais até que se rejeite a hipótese nula, usando como nível de significância 20%.

No primeiro caso, deve-se escolher o valor da defasagem que resulta no menor Schwarz ou Akaike e confirmar o resultado verificando se os resíduos comportam-se como um ruído branco.⁵

A segunda forma é válida porque Sims, Stock e Watson (1990) mostraram que os coeficientes das variáveis estacionárias convergem para uma distribuição normal. Contudo, adverte-se para não executar o procedimento de modo inverso, pois experimentos de Monte Carlo resultam na escolha de uma defasagem menor que a ideal, quando se inicia o processo de escolha de um modelo mais parcimonioso para um mais extenso.

Como definir o $p_{\max}$? Um critério de escolha do máximo p foi proposto por Schwert (1989), conforme a seguinte fórmula:

$$p_{\max} = \text{int} \left[12 \times \left(\frac{T}{100} \right)^{\frac{1}{4}} \right],$$

em que $\text{int}(x)$ é a parte inteira de x .

Assim, uma série com 100 observações teria um $p_{\max}$ de 12 defasagens. Outra série com 200 observações teria 14 defasagens, no máximo.

EXEMPLO 4.1

Para exemplificar os testes de raiz unitária discutidos, serão utilizados, neste exemplo e nos seguintes, dados da série de taxa de câmbio mensal de julho de 1997 até junho de 2007 e da série do IPCA abrangendo o período de janeiro de 1995 até maio de 2007. Em cada uma dessas séries não foi necessário nenhum tipo de transformação para a aplicação dos testes. A importância desses testes emerge da restrição existente em alguns modelos econométricos que só podem ser aplicados, por exemplo, em séries que sejam estacionárias. Considere a série de dólar mensal representada na Figura 4.4.

5. O EViews faz esse teste de escolha do p ideal automaticamente. Porém, não verifica se os resíduos gerados por essa defasagem são ruídos brancos.



Figura 4.4 Taxa de câmbio.

É bem possível que essa série contenha uma raiz unitária. Por quê? Porque verifica-se que a série demora para reverter a tendência. Isso caracteriza um elevado componente autorregressivo, possivelmente uma série integrada. Na parte inferior, mostra-se a série diferenciada em que se verifica que ela flutua ao redor de zero.

Mesmo assim, é mais seguro proceder ao teste de raiz unitária. O Eviews fixa o máximo $p_{\max} = 11$ e, pelo critério de Schwarz, encontra $p = 1$. Feito isso, encontra o seguinte valor da estatística, em que se especifica o modelo com constante $\hat{\tau}_p = -1,413$. O próprio Eviews reporta que $P(\tau_L < -1,676) = 57,25\%$. Logo, não é possível rejeitar a hipótese nula, e conclui-se que a série possui uma raiz unitária. A título informativo, os valores de rejeição da hipótese nula são a 1%, 5% e 10%, respectivamente iguais a $-3,50$, $-2,89$ e $-2,58$.

O segundo exemplo é o da inflação mensal, versão IPCA. É interessante verificar se há raiz unitária depois do período megainflacionário vivido pelo Brasil. A Figura 4.5 mostra o IPCA ao longo do tempo.

Não é possível ter certeza de que não existe raiz unitária a partir da figura. Procedendo ao teste de raiz unitária, como no exemplo anterior, rejeita-se sua existência, pois o valor da estatística $\hat{\tau}_p = -4,91$ é menor que o valor crítico a 1% de $-3,47$, conforme:

Quando se procede ao teste usando tendência, o coeficiente dessa variável é estatisticamente insignificante, logo é desnecessário incluir a tendência no teste. Entretanto, o coeficiente da constante é sempre significativo, segundo o teste t.



Figura 4.5 IPCA depois do Plano Real.

Teste de Dickey-Fuller		
Estadística t		-4,317
Valores Críticos	1%	-3,4249
	5%	-2,8810
	10%	-2,5772

4.5.3 Demais Testes de Dickey e Fuller

O teste de Dickey e Fuller pode ser feito conjuntamente para dois ou três coeficientes. Considere as seguintes especificações:

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{1t}$$

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{2t}$$

$$\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{3t}$$

Dickey e Fuller (1981) calcularam estatísticas T para testes conjuntos, chamando-as de Φ_i , $i = 1, 2, 3$. Essas estatísticas não têm uma distribuição convencional, daí a necessidade de renomeá-las. Hipóteses nulas e respectivas estatísticas são fornecidas a seguir:

$$H_0 : \alpha = \mu = 0 \rightarrow \Phi_1;$$

$$H_0 : \alpha = \delta = \mu = 0 \rightarrow \Phi_2;$$

$$H_0 : \alpha = \delta = 0 \rightarrow \Phi_3.$$

Essas estatísticas são construídas da mesma forma que os testes convencionais:

$$\Phi_k = \frac{(\widehat{CT}_{restrita} - \widehat{CT}_{não\ restrita})/T}{\widehat{CT}_{não\ restrita}/(T-k)},$$

em que k é o número de restrições, igual a 2 ou 3; T é o número de observações; k é o número de parâmetros estimados no modelo não restrito.

Como de praxe, grandes valores de Φ_k , quando comparados aos valores simulados, sugerem a rejeição da hipótese nula.

4.5.4 Phillips-Perron

Embora o procedimento de Said e Dickey (1984) permita proceder ao teste de raiz unitária usando-se um modelo autorregressivo para representar um modelo $ARIMA(p,1,q)$, seria interessante um teste de raiz unitária que fosse especificado independentemente das ordens p e q do modelo. Afinal, a ideia é essencialmente testar o coeficiente α do processo.

É nesse contexto que surge o teste de Phillips e Perron (1988), o qual faz uma correção não paramétrica ao teste de Dickey e Fuller, permitindo que seja consistente mesmo que haja variáveis defasadas dependentes e correlação serial nos erros.⁶

O teste de Phillips e Perron torna desnecessária, assim, a especificação de um modelo com ordem suficientemente autorregressivo para expurgar a correlação serial dos resíduos. Os detalhes de sua derivação fogem muito ao escopo dessa obra e não serão apresentados. As equações estimadas e os testes designados são idênticos aos de Dickey e Fuller. Dessa forma, a interpretação também é análoga. A maioria dos *softwares* já incorporou o teste de Phillips e Perron. Assim, considere as seguintes possibilidades com as respectivas estatísticas associadas:

$$\Delta y_t = \alpha y_{t-1} + u_t \rightarrow Z_{\alpha},$$

$$\Delta y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + u_t \rightarrow Z_{\mu,\alpha},$$

$$\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + u_t \rightarrow Z_{\mu,\delta},$$

em que u_t é um processo estacionário.

6. Ou seja, o teste de Dickey e Fuller é um caso especial do teste de Phillips e Perron se o desvio-padrão calculado dos resíduos for numericamente igual ao desvio-padrão da resíduo de longo prazo, calculado por meio da densidade espectral da variável dependente na frequência zero (veja Phillips e Perron, 1988).

Phillips e Perron (1988) também definem testes diretamente sobre os coeficientes do modelo, em vez de usar a estatística t_ρ como anteriormente. Eles chamaram tais testes de τ_ρ para enfatizar que são testes sobre a distribuição dos coeficientes, e compararam os resultados com os testes baseados na distribuição da estatística t_ρ ambos sob a hipótese nula de raiz unitária. Entretanto, do ponto de vista prático, não há diferença entre eles.

A sequência de estimação é semelhante à do teste de Dickey e Fuller mencionado anteriormente. Esquematicamente, a correção, z_{t-1} , empregada por Phillips e Perron para τ_ρ é sequencialmente estimada da seguinte forma: dado y_0 (o procedimento para z_t e z_{t-1} é análogo, por isso omitido):

1. Estime as seguintes médias:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{t=1}^T y_t}{T}, \bar{y}_{-1} = \frac{\sum_{t=1}^T y_{t-1}}{T};$$

2. Estime o parâmetro de maior interesse:

$$\hat{\alpha} = \frac{\sum_{t=1}^T (y_{t-1} - \bar{y}_{-1})(y_t - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_{t-1} - \bar{y}_{-1})^2} - 1;$$

3. Estime a constante ou $df(t)$:

$$\hat{\mu} = \bar{y} - (\hat{\alpha} - 1)\bar{y}_{-1};$$

4. Estime a variância populacional da regressão:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^2}{T} = \frac{\sum_{t=1}^T (\Delta y_t - [\hat{\mu} - \hat{\alpha}y_{t-1}])^2}{T};$$

5. Calcule o desvio-padrão do parâmetro de interesse:

$$s(\hat{\alpha}) = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}};$$

6. Calcule a estatística de Dickey e Fuller:

$$\hat{\tau}_\rho = \frac{\hat{\alpha}}{s(\hat{\alpha})};$$

7. Estime a variância de longo prazo, HAC:

$$\hat{v}^2 = \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{T} \sum_{j=1}^{M+1} \omega\left(\frac{j}{M+1}\right) \sum_{t=j+1}^T \hat{u}_t \hat{u}_{t-j}$$

8. Calcule a estatística de Phillips e Perron:

$$\hat{\Sigma}_{\eta} = \hat{\Sigma}_{\eta} \left(\frac{\hat{\sigma}}{\hat{\sigma}^2} \right) = \frac{1}{2} \left(\frac{\hat{\sigma}^2 - \hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma} \sqrt{T^{-1} \sum_{i=1}^T \hat{y}_{i-1}^2}} \right).$$

O termo $\hat{\sigma}^2$ representa a variância de longo prazo, em que estão incluídas todas as autocovariâncias do processo y_t . Seria ideal calcular $\sum_{j=-\infty}^{\infty} \gamma_j$. Ocorre que não existem infinitas observações, logo é preciso truncar j em algum ponto. É claro que se podia ir de $T-1$ a $T-1$ autocovariâncias, porém, quanto mais distante a autocovariância, menos informação ela produz em troca de muito mais ruído. Por isso, é necessário calcular $\sum_{j=-M}^M \gamma_j$, em que $\lim_{M/T \rightarrow 0} \frac{M}{T} \rightarrow 0$. Isto é, a banda de truncagem cresce a uma taxa menor que o número de observações. Como $\gamma_j = \gamma_{-j}$, pode-se escrever:

$$\sum_{j=-M}^M \gamma_j = \gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^M \gamma_j.$$

Para o cálculo amostral, deve-se estimar:

$$\sum_{j=-M}^M \hat{\gamma}_j = \frac{\sum_{i=1}^T \hat{u}_i^2}{T} + \frac{2}{T} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^T \hat{u}_i \hat{u}_{i-j}.$$

Por razões de amostras finitas, é preciso ponderar as observações mais distantes das observações mais recentes. Essa ponderação é dada pela função $\omega\left(\frac{j}{M+1}\right)$, também conhecida como função janela. Essa função pode ser especificada de várias maneiras, e as mais comuns são as seguintes:

$$\text{Bartlett: } \omega(z) = \begin{cases} 1 - |z|, & \text{se } |z| < 1; \\ 0, & \text{se } |z| \geq 1. \end{cases}$$

$$\text{Parzen: } \omega(z) = \begin{cases} 1 - 6z^2 + 6z^3, & \text{se } 0 \leq z \leq \frac{1}{2}; \\ 2(1-z)^3, & \text{se } \frac{1}{2} \leq z \leq 1; \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

$$\text{Quadrática: } \omega(z) = \frac{3}{\left(\frac{6\pi}{5}\right)^3} \left[\frac{\sin\left(\frac{6\pi}{5}z\right)}{\frac{6\pi}{5}z} - \cos\left(\frac{6\pi}{5}z\right) \right].$$

Andrews (1991) estuda as propriedades de cada uma dessas funções e suas aplicações. Perron (1990) recomenda o uso da janela de Parzen, embora grande parte dos trabalhos empíricos ainda use a janela de Bartlett.

Outro componente importante do teste é fixar M . Não é trivial definir que valor M deveria ter. Os pacotes econométricos, em geral, definem tal valor a partir da

amostra em termos do critério de Newey-West (1994) ou Andrews (1991). Para os propósitos deste texto, é melhor seguir o primeiro.

Definida a janela, procede-se à correção não paramétrica determinada pela estatística $\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}$. Ela segue princípios derivados assintoticamente e é bastante complexa, porque multiplica $\hat{\tau}_h$ por $\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}^{-1/2}$ e subtrai $\frac{1}{2} \left(\frac{\hat{\tau}_h' \hat{\tau}_h}{\hat{\tau}_h' \hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}^{-1} \hat{\tau}_h} \right)$. A justificativa formal para essa correção foge ao escopo desta obra. Intuitivamente, é preciso corrigir um viés de estimação, decorrente do uso de um erro que segue um processo estacionário desconhecido. O termo $\frac{1}{2} \left(\frac{\hat{\tau}_h' \hat{\tau}_h}{\hat{\tau}_h' \hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}^{-1} \hat{\tau}_h} \right)$ é subtraído para centrar a distribuição de τ_h em zero. O termo $\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}^{-1/2}$ é multiplicado para corrigir a amplitude de distribuição do teste.

É interessante observar que, na ausência de autocovariância serial, isto é, quando $\sum_{i=1}^T \hat{u}_i \hat{u}_{i-j} = 0$, o teste de Phillips e Perron é idêntico ao teste de Dickey e Fuller, pois $\hat{\tau}^2 = \hat{\sigma}^2 \Rightarrow \hat{\Sigma}_{\varepsilon, h} = \hat{\tau}_{\varepsilon, h}$.

A seguir, exemplifica-se o teste com as mesmas séries dos exemplos da seção anterior.

EXEMPLO 4.2

Considere a série da taxa de câmbio, usando o teste de Phillips e Perron. A tabela seguinte é obtida a partir da saída do EViews. A ideia é explicar cada um dos seus termos. Para obtê-la, considerou-se o modelo com constante, a função peso $\omega(\frac{j}{M+1})$ segue a especificação de Parzen e o valor de M é obtido pelo critério de Newey-West.

Com isso, o EViews gera uma saída em que se podem ler, entre outras coisas:

Valores Críticos Teóricos		Valores Estimados	
	$\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}$	$\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h}$	1,541
1%	-3,901	$Prob(\hat{\Sigma}_{\varepsilon, h} < \hat{\Sigma}_{\varepsilon, h})$	50,53%
5%	-2,892	M	4
10%	-2,585	Variação Residual $\hat{\sigma}^2$	1,0116
		LMAC $\hat{\tau}^2$	0,2155

Como a estatística calculada é maior que os valores teóricos, não se rejeita a nula. O teste conclui que a série possui raiz unitária.

EXEMPLO 4.3

Refazendo o exemplo da inflação, mas usando o teste de Phillips, a mesma função peso e o critério para a escolha de M , encontram-se:

Valores Críticos Teóricos		Valores Estimados	
	$\hat{\alpha}_{cM}$	$\hat{\alpha}_{c0}$	-4,289
1%	-3,424	$Prob(\hat{\alpha}_{c0} < \hat{\alpha}_{cM})$	0,00%
5%	-2,881	M	5
10%	-2,577	Variância Residual: $\hat{\sigma}^2$	0,1509
		HAC: $\hat{h}^2$	0,1393

Aqui, rejeita-se a nula como anteriormente, pois o valor estimado é menor do que o valor crítico.

Perron (1990) relaciona sérias objeções ao teste de Dickey e Fuller sob a hipótese de tendência temporal e intercepto. Assim, sugere fortemente o uso do teste de Phillips e Perron em seu lugar, porque corrige os problemas sugeridos.

O teste de raiz unitária é muito problemático quando α é próximo de 0, mas não é zero. Isso significa que o poder do teste (probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando ela é falsa) é muito baixo. Em outras palavras, há uma tendência de se aceitar a hipótese nula equivocadamente. Patterson (2000) promove uma longa discussão sobre estratégias de testes para a raiz unitária. Aqui, proponho uma alternativa baseada em Perron (1990), mas que também resume as estratégias de Patterson:

1. Inicie o teste com a regressão mais geral possível, isto é, estimando $\Delta y_t = \mu + \delta t + \alpha y_{t-1} + u_t$ e teste $H_0: \alpha = 0 \times H_1: \alpha < 0$. Se rejeitar a hipótese nula, não é necessário avançar.
2. Se não rejeitar a hipótese nula, pode ser devido ao baixo poder do teste. Este poderá ser melhorado se não tiver tendência temporal e não houver drift, isto é, se $\mu = \delta = 0$. Então, primeiro teste

$$H_0: \begin{bmatrix} \alpha \\ \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times H_1: \begin{bmatrix} \alpha \\ \delta \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

usando a estatística Φ_{α} , tabulada por Phillips e Perron (1988). Se se rejeitar H_0 , conclua pela existência de raiz unitária. Caso contrário, siga para o próximo passo.

3. Se não se rejeita H_0 no passo anterior, teste

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \delta \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times H_1 : \begin{bmatrix} \alpha \\ \delta \\ \mu \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

usando a estatística Φ_2 de Phillips e Perron. Se não se rejeita H_2 , teste para raiz unitária, sem tendência e drift na equação de regressão, usando a estatística z_1 de Phillips e Perron.

4. Se se rejeita H_3 no passo anterior, teste sem tendência o modelo

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \times H_1 : \begin{bmatrix} \alpha \\ \mu \end{bmatrix} \neq \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

usando a estatística Φ_1 de Phillips e Perron. Se se rejeita H_3 , então teste o modelo só com intercepto, usando a estatística z_{int} .

5. Se não se rejeita H_0 usando Φ_1 , então teste para raiz unitária usando a estatística z_1 .

O procedimento apontado anteriormente tem o sentido de minimizar os problemas de poder que advêm do teste de raiz unitária.

4.5.5 KPSS

Um dos problemas do teste de raiz unitária desenvolvido por Dickey e Fuller (1979, 1981) é seu baixo poder, particularmente ante a presença de um componente de médias móveis perto do círculo unitário. Isso significa que o teste de raiz unitária não consegue rejeitar a nula para uma infinidade de séries econômicas. Por essa razão, outros testes vêm sendo desenvolvidos. Um deles é o teste KPSS (nominado de seus autores Kwiatkowski, Phillips, Schmidt e Shin), idealizado em 1992. A hipótese nula é de estacionariedade da série, isto é, $H_0 : y_t \sim I(0)$ contra $H_1 : y_t \sim I(1)$. A ideia dos autores é usar o teste complementando os testes de raiz unitária. O argumento é que se pode, assim, distinguir a raiz unitária de séries cujos dados não são suficientemente conclusivos.

A forma de desenvolver o teste segue a literatura de modelos estruturais cuja preocupação é dar uma interpretação econômica aos vários componentes de uma série temporal. Seguindo Patterson (2009), vale a pena introduzirmos um pouco a ideia dessa literatura. Inicialmente, suponha uma série temporal observada com um componente de nível e um componente irregular, de modo que não haja uma tendência claramente definida. Em particular, suponha:

$$y_t = x_t + u_t$$

em que x_t é o componente nível e u_t é o componente irregular, ruído branco com variância σ_u^2 .

A especificação mais simples consiste em fazer $x_0 = \lambda$, isto é, constante. Mais realisticamente, pode-se supor que o nível muda aleatoriamente ao longo do tempo da seguinte forma:

$$x_t = x_{t-1} + v_t$$

em que $v_t \sim iid(0, \sigma_v^2)$.

Essa especificação leva a denominação de modelo de nível-local. Assume-se que os componentes irregulares u e v não são correlacionados nem serialmente dependentes. O componente v tem o poder de deslocar o nível da série original para cima ou para baixo.

Se $\sigma_v^2 = 0$, não existe componente irregular em y_t , de modo que esse processo segue um passeio aleatório. Se $\sigma_v^2 = 0$, o nível é constante e y_t só se desloca em razão de u_t .

Há outra forma interessante de generalizar esse modelo. Pode-se supor uma especificação determinística para x_t :

$$x_t = \rho + \delta t \Rightarrow x_t = x_{t-1} + \delta$$

Claramente, δ é a inclinação da tendência e, a partir da especificação anterior, pode-se introduzir de novo uma perturbação ao nível:

$$x_t = x_{t-1} + \delta + v_t$$

de modo que o nível muda, embora a inclinação seja constante.

Por fim, podem-se introduzir alterações na inclinação também, fazendo-se um modelo ainda mais rico, de modo a tornar a inclinação um passeio aleatório:

$$y_t = x_t + u_t$$

$$x_t = x_{t-1} + \delta_t + v_t$$

$$\delta_t = \delta_{t-1} + \zeta_t$$

em que ζ_t é um ruído branco independente de v_t e u_t .

O modelo é bastante flexível, no sentido de que acomoda uma tendência que muda tanto no nível quanto na inclinação.

A ideia é testar a variância de passeio aleatório x_t . Se essa variância for nula, o processo é estacionário. Nessa estrutura, a hipótese a ser testada é a seguinte:

$$H_0 : \sigma_v^2 = 0 \times H_1 : \sigma_v^2 > 0.$$

Pode-se acrescentar uma tendência determinística ao modelo da seguinte forma:

$$y_t = x_t + u_t = x_{t-1} + \delta + v_t + u_t.$$

2. O modelo pode ser igualmente desenvolvido especificando-se $y_t = \rho + \delta t + u_t + v_t$ com $x_t = x_{t-1} + v_t$.

Consequentemente:

$$\Delta y_t = \delta + v_t + \Delta u_t.$$

Nessa especificação, é possível verificar que:

$$\begin{aligned}\text{var}(\Delta y_t) &= \gamma_0 = \sigma_v^2 + 2\sigma_u^2; \\ \gamma_1 &= -\sigma_u^2 \longrightarrow \rho_1 = -\frac{\sigma_u^2}{\sigma_v^2 + 2\sigma_u^2}; \\ \gamma_j &= 0, j > 1.\end{aligned}$$

Ora, esse é o padrão de um ARIMA (0,1,1) do tipo:

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= \delta + v_t + \theta \varepsilon_{t-1} \implies \\ \gamma_0 &= \sigma^2(1 + \theta^2); \\ \rho_1 &= \theta^2\theta; \\ \gamma_j &= 0, j > 1.\end{aligned}$$

Ou seja, o modelo ARIMA (0,1,1) é a forma reduzida de uma estrutura nível-local com inclinação constante, de forma que as perturbações v_t e u_t estão incorporadas em ε_t . De fato, fazendo:

$$\begin{cases} \sigma^2(1 + \theta^2) = \sigma_v^2 + 2\sigma_u^2 \\ \sigma^2\theta = -\sigma_u^2 \end{cases}$$

obtem-se a solução:

$$\begin{cases} \theta^2 = -\frac{\sigma_u^2}{\sigma_v^2}; \\ \theta = \frac{\sqrt{z^2 - 4z - z - 2}}{2}, z = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_u^2}. \end{cases}$$

Note que θ deve ser negativo para que σ^2 seja maior que zero a partir da primeira solução. Da segunda solução, verifica-se que, quando a razão sinal-a-irregularidade é nula, $\theta = -1$. Além disso, quando $z = \infty$ (não existe o componente de irregularidade c), $\theta = 0$.

$$\lim_{z \rightarrow \infty} \theta = \lim_{z \rightarrow \infty} \frac{\sqrt{z^2 + 4z - z - 2}}{2} = \lim_{z \rightarrow \infty} \frac{\sqrt{1 + \frac{4}{z} - \frac{1}{z} - \frac{2}{z^2}}}{2} = \lim_{z \rightarrow \infty} \frac{1}{2} \sqrt{1 + \frac{3}{z} - \frac{2}{z^2}} = \frac{1}{2} = -\lim_{z \rightarrow \infty} \frac{-\frac{z}{\sqrt{1+z}} - 2}{-2} = 0.$$

EXEMPLO 4.4

Se $\sigma_u^2 = 2$ e $\sigma_v^2 = 3$, então $z = 1,5$. Portanto,

$$\theta = \frac{\sqrt{1,5^2 + 4 \times 1,5} - 1,5 - 2}{2} = -0,314.$$

A forma reduzida do modelo é

$$\Delta y_t = \delta + \varepsilon_t - 0,314\varepsilon_{t-1}.$$

A primeira autocorrelação será:

$$\rho_1 = \frac{\frac{\sqrt{1,5^2 + 4 \times 1,5} - 1,5 - 2}{2}}{1 - \left(\frac{\sqrt{1,5^2 + 4 \times 1,5} - 1,5 - 2}{2} \right)^2} = \frac{\theta}{1 + \theta^2} = 0,286.$$

EXEMPLO 4.5

Se $\sigma_u^2 = 3$ e $\sigma_v^2 = 1$, então $z = \frac{1}{3}$. Portanto,

$$\theta = \frac{\sqrt{\left(\frac{1}{3}\right)^2 + 4 \times \left(\frac{1}{3}\right)} - \frac{1}{3} - 2}{2} = -0,566.$$

A forma reduzida do modelo é

$$\Delta y_t = \delta + \varepsilon_t - 0,566\varepsilon_{t-1}.$$

A primeira autocorrelação será:

$$\rho_1 = \frac{\theta}{1 + \theta^2} = -0,429.$$

EXEMPLO 4.6

Se $z = 0$, isto é, $\sigma_u^2 = 0$, então $\theta = -1$. Logo

$$y_t = x_t + u_t$$

$$x_t = x_{t-1} + \delta.$$

O último termo também pode ser escrito como $x_t = x_0 + \delta t + \epsilon_t$, de forma que:

$$y_t = x_t + \delta t + \epsilon_t, \text{ ou}$$

$$\Delta y_t = \delta + \Delta \epsilon_t.$$

EXEMPLO 4.7

Se $\tau = \infty$, isto é, $\sigma_a^2 = 0$, então $\delta = 0$. Logo

$$y_t = x_t$$

$$x_t = x_{t-1} + \delta + v_t$$

Dessa forma, tem-se um passeio aleatório com *drift*:

$$y_t = x_{t-1} + \delta + v_t \implies$$

$$\Delta y_t = \delta + v_t.$$

Para o teste KPSS, considere $y_t = \mu + \delta t + x_t + u_t$, com $x_t = x_{t-1} + v_t$ e defina $u_t = x_t + u_t$. Proceda, então, da seguinte forma:

1. Estime a série em análise contra as variáveis determinísticas:

$$y_t = \mu + \delta t + e_t.$$

2. Calcule os resíduos dessa regressão, em toda t :

$$\hat{e}_t = y_t - \hat{\mu} - \hat{\delta}t.$$

3. Defina a soma parcial dos resíduos como:

$$S_t = \sum_{j=1}^t \hat{e}_j.$$

4. Use o teste do multiplicador de Lagrange, KPSS, assim estabelecido:

$$KPSS = \sum_{t=1}^T \frac{S_t^2}{T^2 \hat{v}^2},$$

em que $\hat{v}^2$ é a variância de longo prazo, definida como no teste de Phillips e Perron:

$$\hat{v}^2 = \hat{\sigma}^2 + \frac{2}{T} \sum_{j=1}^M \alpha \left(\frac{j}{M+1} \right) \sum_{m=1}^T \hat{e}_m \hat{e}_{m-j}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{e}_t^2}{T}$$

Se y_t é um processo estacionário, então S_t será $I(1)$ e o numerador do KPSS é um estimador da variância de S_t que, por sua vez, tem um limite assintótico. O termo no denominador assegura que a distribuição é livre de ruídos. Se, por outro lado, y_t é $I(1)$, o numerador vai crescer sem limites, o que faz a estatística se tornar bastante grande.

Para visualizar melhor, observe que:

$$x_t = x_0 + u_t$$

Se a variância de x_t é positiva, então $x_t = x_0 + \sum_{j=1}^t v_j$, isto é:

$$x_t = x_0 + \sum_{j=1}^t v_j + u_t$$

Substituindo essa equação em S_t , encontra-se:

$$S_t = \sum_{i=1}^t \left(x_0 + \sum_{j=1}^i v_j + u_j \right) = tx_0 + \sum_{j=1}^t \sum_{i=j}^t v_j + \sum_{j=1}^t u_j$$

É possível perceber aqui que S_t é, pelo menos, $I(1)$ em razão do termo $\sum_{j=1}^t u_j$. Tomando $\sum_{i=1}^T S_i^2$, obtém-se uma variável $I(2)$, que, ajustada por T^2 , resulta em uma distribuição limitada, caso a variância de x_t seja nula. Se não for, o termo $\sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^i v_j$ fará que a estatística KPSS exploda, e o teste resultará em um valor elevado, tornando impossível não rejeitar a nula.

Os testes KPSS são definidos em η_0 , η_T e η_T , conforme se especifique o modelo sem constante ou tendência, com constante ou com constante e tendência, respectivamente.

NOTA 1.5

O poder do KPSS é muito baixo se o modelo se trata de um *ARIMA* $(p,1,1)$.

EXEMPLO 4.8

Consideremos o exemplo com a série da taxa de câmbio e inflação. Os parâmetros são os mesmos, mas mudam a hipótese nula e os valores críticos. Nesse teste, a hipótese nula consiste em a série ser estacionária. Com isso, o Eviews gera uma saída em que se podem ler, entre outras coisas:

Câmbio	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	η_p	$\hat{\eta}_p$	
1%	0,739		0,324
5%	0,463	M	7
10%	0,347	Variação Residual: $\hat{\sigma}^2$	0,250905
		HAC: $\hat{v}^2$	1,748361

Aqui, a hipótese nula é de estacionariedade da série. Nesse caso, como $\hat{\eta}_p < \eta_p$, não se rejeita a nula. No caso do KPSS, isso significa que a série de câmbio é estacionária.

IPCA	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	η_p	$\hat{\eta}_p$	
1%	0,739		0,316
5%	0,463	M	8
10%	0,347	Variação Residual: $\hat{\sigma}^2$	0,331847
		HAC: $\hat{v}^2$	1,47529

Aqui, não se rejeita a nula, consistentemente com os testes de Dickey-Fuller e Phillips-Perron.

4.5.6 ER5

A seção anterior mencionou que o teste KPSS foi desenvolvido porque os testes de Dickey e Fuller têm baixo poder. Para visualizar o problema, considere o seguinte modelo:

$$y_t = d_t + u_t, \quad u_t = \rho u_{t-1} + e_t, \quad e_t = \psi(L) \varepsilon_t$$

$$d_t = \sum_{s=0}^S \delta_s t^s \equiv \delta' X_t,$$

A parcela d_t representa os termos determinísticos de *drift* e tendência, isto é, $\max N = 1$, porém poderia conter mais regressores. Quando $\alpha = 1$, y_t é integrado de ordem 1. Admita-se, ainda, que $L(y_t^2) < \infty$, $\sum_{j=1}^{\infty} j|p_j| < \infty$. Note que essa última hipótese é mais forte do que quando vista assumindo absoluta somabilidade $\sum_{j=1}^{\infty} |p_j| < \infty$.

O baixo poder do teste emerge quando $\alpha \rightarrow 1$, porém $\alpha < 1$. Essencialmente, baixo poder significa que o teste comete muito frequentemente o erro do tipo II, isto é, não rejeita a nula quando ela é falsa. Por exemplo, Perron e Ng (1996, tabela 3) relatam que o teste ADF tem um poder de 25,8% quando $\delta_0 = 0$, $\alpha = 0,95$, para uma amostra de $T = 200$ observações. Isto é, em 74,2% das simulações do modelo, o teste ADF não rejeitou a nula quando ela era falsa. A mesma tabela mostra que o poder aumenta para 92,5% quando $\alpha = 0,85$.

O poder do teste se reduz consideravelmente na presença de termos determinísticos. Elliot, Rothemberg e Stock (1996, tabela II) relatam que o poder do teste ADF para $N = 1$, $\rho(T) = \frac{1}{1-\alpha}$, $\alpha = 0,95$ e $\phi_1 = 0,5$, é de 10%. Ou seja, o teste só rejeita a nula de raiz unitária em 10% dos casos, embora seja de fato falsa em todos eles. Por outro lado, o poder aumenta para 67% quando $\alpha = 0,7$ e $\phi_1 = 0,5$.

Elliot, Rothemberg e Stock argumentam que o poder do teste pode ser aumentado se, de alguma forma, os termos determinísticos forem expurgados da regressão do teste. Eles sugerem, então, uma modificação no teste ADF, rebatizando-o como DF-CLS. O procedimento operacional do teste é relativamente simples e segue estes passos:

1. Dada uma sequência qualquer observada $\{z_t\}_{t=0}^T$, defina a nova sequência:

$$(z_t^{\bar{\alpha}}, z_t^{\bar{\alpha}}) = (z_t, (1 - \alpha L)z_t), t = 1, 2, \dots, T,$$

para algum $\bar{\alpha} \equiv 1 - \frac{\alpha}{2}$;

2. Encontre $\hat{\delta}(\bar{\alpha})$ que minimiza a seguinte função:

$$L(\bar{\alpha}) = \min_{\{\delta, \alpha\}_{\alpha=1}} \left[y_t' - \hat{\delta}(\bar{\alpha})' x_t^{\bar{\alpha}} \right]' \left[y_t^{\bar{\alpha}} - \hat{\delta}(\bar{\alpha})' x_t^{\bar{\alpha}} \right];$$

3. Em seguida, obtenha a série com os termos determinísticos expurgados, em que a sobrescrita d representa *drift* e *tendência*:

$$y_t^d = y_t - \hat{\delta}(\bar{\alpha})' x_t;$$

4. Proceda ao teste de Dickey-Fuller usando a nova sequência:

$$\Delta y_t^d = \alpha y_{t-1}^d + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i}^d + \varepsilon_t. \quad (3)$$

Como y_t^d é livre de termos determinísticos, é desnecessário incluir constante ou tendência. Entretanto, é preciso saber se a série original possui tendência determinística ou constante para definir-se o valor de c :

$$c = \begin{cases} 7, & \text{se } N = 0; \\ 13,5, & \text{se } N = 1. \end{cases}$$

O valor de c decorre de experimentos de Monte Carlo, de forma a maximizar o poder do teste $\alpha = 1$ contra $\alpha = \bar{\alpha}$, quando se fixa o poder em 50%. A intuição do teste é que o poder vai aumentar conforme $\bar{\alpha}$ se distancie de α .

Do ponto de vista prático, na verdade, o valor de c fixado para um poder de 50% funciona bem para faixas de poder que variem de 25% a 95%. O resultado fundamental de Elliot, Rothemberg e Stock é de que o poder do teste ADF aumenta consideravelmente, passando de 10% para 26%, quando $\alpha = 0,95$ e $\phi_1 = 0,5$, e para 95%, quando α passa a 0,70.

Elliot, Rothemberg e Stock propõem ainda outro teste, identificado como PRS – *Point Optimal*, baseado na estatística LR – taxa de verossimilhança. Para executá-lo, devem-se seguir estes passos:

1. Obtenha os resíduos, indexados pelo número de defasagens, da regressão:

$$\Delta y_t = \alpha_t + \alpha y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_{it}$$

2. Calcule a variância amostral desses resíduos:

$$\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \sum_{i=p+1}^T \frac{\hat{\varepsilon}_{it}^2}{T-p}$$

3. Calcule a variância de longo prazo (ou densidade autorregressiva espectral na frequência zero):

$$\hat{\sigma}_{LL}^2 = \frac{\hat{\sigma}_\varepsilon^2}{[1 - \hat{\lambda}(1)]^2}$$

$$\text{em que } \hat{\lambda}(1) = \sum_{i=1}^p \hat{\lambda}_i.$$

4. Por fim, calcule a estatística P_T , ajustada pela possível correlação serial dos resíduos:

$$P_T = \frac{L(\hat{\alpha}) - \bar{L}(1)}{\hat{\sigma}_{LL}^2}$$

A intuição do teste é a seguinte: se a série for integrada, a diferenciação gerará uma série de variância pequena se $\bar{\alpha} = 1$, porém o valor de $L(\bar{\alpha} \neq 1)$ será grande.

Logo, P_T será grande e não se rejeita a hipótese nula. Se a série for estacionária, a diferenciação da série em I , ($\hat{\alpha} = 1$) será estacionária, e o mesmo acontecerá com $I(\hat{\alpha} + 1)$. Os valores serão baixos e, consequentemente, P_T terá um valor baixo. Disto, conclui-se que a regra de rejeição da nula é a seguinte: se $P_T^{\text{calculado}} < P_T^{\text{crítico}}$, rejeita-se a nula de raiz unitária.

Uma variante do teste é usar como variância de longo prazo o estimador:

$$\hat{v}^2 = \hat{v}^2 + \frac{2}{T} \sum_{i=1}^M w\left(\frac{i}{M+1}\right) \sum_{t=i+1}^T \hat{e}_t \hat{e}_{t-i} \quad \hat{v}^2 = \frac{\sum_{i=1}^T \hat{e}_i^2}{T},$$

em que $\hat{e}_i$ é calculado como resíduo da regressão de y_t contra dt :

$$\hat{e}_i = y_i - \hat{\mu} - \hat{\delta}i.$$

Simulações desses autores apontam para certa superioridade do teste DF-GLS.

EXEMPLO 4.9

Tomemos o exemplo com a série da taxa de câmbio. Primeiro, considere o teste DF-GLS, em que o Eviews fixa o máximo $p_{\max} = 11$ e seleciona o p ideal pelo critério de Schwarz, admitindo-se constante apenas.

Câmbio	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	τ_p^{GLS}	τ_p^{GLS}	$-1,614$
1%	-2,590	p	1
5%	-1,944		
10%	-1,614		

Pelo critério de FRS-Point Optimal, com janela AR Spectral-minimos quadrados ordinários e M escolhido pelo critério de Schwarz, obtêm-se os seguintes resultados:

Câmbio	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	F_T	$\hat{F}_T$	12,633
1%	1,944	M	1
5%	3,199		
10%	4,145		
		$\text{HAC}(\hat{V})^2$	0,021

Em ambos os casos, não é possível rejeitar a hipótese de raiz unitária, e conclui-se que a série a possui.

EXEMPLO 4.10

Considere agora o exemplo da série de inflação. Primeiro, leve em conta o teste DF-GLS, em que o Eviews fixa o máximo $p_{\max} = 12$ e seleciona o p ideal pelo critério de Akaike, admitindo-se constante apenas.

IPCA	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	τ_p^{GLS}	$\hat{\tau}_p^{GLS}$	
1%	-2,581	p	13
5%	-1,942		
10%	-1,615		

Nesse caso, rejeita-se a nula e conclui-se que a inflação no Brasil é estacionária, resultado que corrobora os testes anteriores.

Usando o teste ERS-Point Optimal, encontraremos:

IPCA	Valores Críticos Teóricos	Valores Estimados	
	F_T	$\hat{F}_T$	
1%	1,030	M	13
5%	3,159		
10%	4,248		

Nesse caso, rejeita-se a nula a 5%, porém não se a rejeita a 1%. Comparando com os testes anteriores, o resultado é relativamente inconclusivo. A análise não se altera se se utilizam outras formas de cálculo da variância de longo prazo, como pela densidade espectral na frequência zero usando-se o modelo autorregressivo.

4.5.7 NG e Perron

Além da questão de poder, o teste de raiz unitária sofre do problema de tamanho do teste quando a raiz do processo de médias móveis é muito alta, isto é, quando

$\theta \rightarrow -1$. A razão desse problema é fácil de visualizar. Considere o seguinte modelo ARMA (1,1):

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}.$$

Fatorando, pode-se obter:

$$(1 - \phi L) y_t = (1 + \theta L) \varepsilon_t.$$

Ora, se existe raiz unitária, $\phi = 1$. Mas, se $\theta \rightarrow -1$, os lados direito e esquerdo da equação cancelam-se e y_t , no limite, vai-se comportar como um ruído branco. Do ponto de vista prático, se θ estiver próximo de 0,9, a rejeição da hipótese nula é muito mais frequente do que se desejaria, em razão das distorções de tamanho. Para se ter uma ideia, Ng e Perron (2001) relatam que o tamanho do teste DF-GLS quando $\theta = -0,8, T = 100$ é de 62,4%, enquanto o ideal seria de 5% ou 10%. A Figura 4.6 mostra duas séries simuladas com os mesmos erros. Porém, a série que flutua ao redor de zero foi calculada com $\theta = -0,8$. Embora ambas sejam integradas, é difícil reconhecer isso visualmente na série com médias móveis.

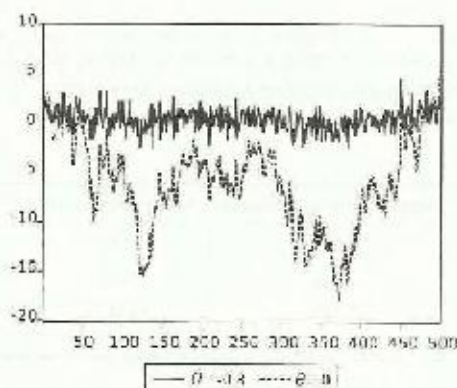


Figura 4.6 Passeios aleatórios com diferentes médias móveis.

O teste de raiz unitária sobre a série em que $\theta = -0,8$ rejeita fortemente a hipótese, não obstante tenha simulado um passeio aleatório.

Cientes desse problema de tamanho, Perron e Ng (1996) propõem modificações aos testes de Phillips e Perron (1988) que simulações mostraram melhorar sensivelmente o tamanho do teste. São os *A1* testes, para lembrar, “modificados”. São três testes modificados, admitindo-se que já tenha sido expurgada alguma eventual tendência:

neste artigo, propõe modificações nos tradicionais critérios de informação de Akaike (AIC), Schwarz (BIC) e Hannan-Quinn (HQ).

4.5.8 Critério de Informação e Janela Ótima

Para o teste de N_{IT} e Perron (2001), eles sugerem modificações nos critérios de informação convencionais. Essas modificações decorrem de simulações de Monte Carlo, que geraram resultados melhores em termos de poder e tamanho do teste. A tabela a seguir mostra a natureza dessas modificações, essencialmente obridas pela inclusão do coeficiente τ aos critérios originais:

Critério de Informação	Definição
Modified AIC - MAIC	$\ln \hat{\sigma}^2 + (n - p) \frac{\tau}{n}$
Modified BIC - MBIC	$\ln \hat{\sigma}^2 + (n - p) \frac{\ln T}{T}$
Modified HQ - MHQ	$\ln \hat{\sigma}^2 + (n - p) \frac{\tau}{n} \ln \ln T$

em que n é o número de parâmetros estimados na regressão 3;

$$\tau = \hat{\sigma}^2 \sum_{i=p_{\max}+1}^T \frac{(y_{i-1}^s)^2}{\hat{\sigma}_p^2}; \quad \hat{\sigma}_p^2 = \sum_{i=p_{\max}+1}^T \frac{\hat{\varepsilon}_{i,p}^2}{T_{\max}}$$

Observe aqui que $\hat{\varepsilon}_{i,p}^2$ é calculado a partir da regressão

$$\Delta y_i = \hat{a}_i + \alpha y_{i-1} + \sum_{k=1}^p \lambda_k \Delta y_{i-k} + \varepsilon_{i,p}$$

em que p é fixado otimamente. Entretanto, alguns resíduos estimados, aqueles entre p e $p_{\max}$, não devem ser contabilizados. Isso é feito para que se assegure que o número de observações utilizadas para calcular a estatística seja idêntico em todos os modelos com diferentes defasagens. Se os números de observações utilizadas fossem diferentes, os testes seriam incomparáveis.

NOTA 4.6

N_{IT} e Perron recomendam que se use o método MAIC.

No caso de se usar o método não paramétrico de Bartlett, Parzen ou janela quadrática para definir a função $A(\cdot)$, é preciso saber o tamanho da banda, isto é, o

valor M . A definição da janela é importante para a melhor estimativa. Há duas formas de definir o valor M . Uma delas é utilizar o procedimento descrito em Andrews (1991), a outra é usar o procedimento de Newey e West (1994).

EXEMPLO 4.11

Seja o exemplo com a série da taxa de câmbio, usando como opção de janela espectral o GLS detrended AR com constante, com $M = 7$, definido pelo critério AIC modificado. Então, tem-se:

Câmbio		$M\hat{\omega}_{GLS}^{GLS}$	$M\hat{\omega}_{GLS}^{GLS}$	MSE^{GLS}	$M\hat{p}_v^{GLS}$
Valor Calculado		-1,570	-0,883	0,562	15,540
Valores Críticos	1%	-13,800	-2,580	0,174	1,780
	5%	-8,100	-1,980	0,233	3,170
	10%	-5,700	-1,620	0,275	4,450

Os testes demonstram a não rejeição da hipótese nula, de forma que o câmbio parece ter uma raiz unitária. O resultado do teste é invariante a outras especificações de janela, ou cálculo paramétrico da variância de longo prazo.

EXEMPLO 4.12

Considere agora o exemplo da série de inflação, usando a janela espectral GLS-detrended AR com constante, com $M = 12$, definido pelo critério AIC modificado. Então, tem-se:

IPCA		$M\hat{\omega}_{GLS}^{GLS}$	$M\hat{\omega}_{GLS}^{GLS}$	MSE^{GLS}	$M\hat{p}_v^{GLS}$
Valor Calculado		-1,138	-0,593	0,521	15,087
Valores Críticos	1%	-13,800	-2,580	0,174	1,780
	5%	-8,100	-1,980	0,233	3,170
	10%	-5,700	-1,620	0,275	4,450

Nesse caso, não se rejeita. O resultado do teste é invariante a outras especificações de janela, ou cálculo paramétrico da variância de longo prazo.

4.5.9 Raízes Unitárias Sazonais

A maneira mais direta de tratar raízes sazonais ocorre com o uso de variáveis *dummies* para captá-las. Imaginando dados trimestrais, pode-se estimar a seguinte regressão:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \alpha_1 D_1 + \alpha_2 D_2 + \alpha_3 D_3 + \alpha_4 y_{t-1} + \sum_{i=1}^T \lambda_{it} y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Experimentos de Monte Carlo demonstram que a distribuição do teste sobre α não se altera na presença de sazonalidade determinística, mesmo na presença de tendência temporal, t .

Se não é possível usar *dummies* e há raiz unitária sazonal, o teste muda consideravelmente. Seguindo a exposição de Enders (2009), suponha dados trimestrais, de modo que $(1-L^4)y_t = \varepsilon_t$, em que $\varepsilon_t \sim \text{RB}(0, \sigma^2)$. Note que a equação anterior pode ser fatorada da seguinte forma:

$$(1 - \phi_1 L)(1 + \phi_2 L)(1 - i\phi_3 L)(1 + i\phi_4 L)y_t = \varepsilon_t$$

Se houver raiz unitária sazonal, então $\phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = \phi_4 = 1$, gerando $(1-L^4)$. Mas há outras possibilidades, listadas a seguir.

1. Se $\phi_1 = 1$, y_t é o típico caso de um passeio aleatório, testado como já sabido;
2. Se $\phi_2 = 1$, a sequência tende a se replicar a cada seis meses, portanto, há uma raiz unitária semi-anual, já que a solução homogênea é: $y_t + y_{t+2} = 0$. Por exemplo, se $y_t = 1$, $y_{t+1} = -1$, $y_{t+2} = 1$, ...;
3. Se $\phi_3 = 1$ ou $\phi_4 = 1$, a sequência tem uma raiz unitária de ciclo anual. Para visualizar essa possibilidade, suponha que $y_t = 1$, então $y_{t-1} = 1$, $y_{t+2} = i^2 = -1$, $y_{t+3} = -i$, $y_{t+4} = 1$.

Para entender o teste, expanda $(1 - \phi_1 L)(1 + \phi_2 L)(1 - i\phi_3 L)(1 + i\phi_4 L)$ por Taylor em torno de $\phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = \phi_4 = 1$.

$$\begin{aligned} \varepsilon_t = y_t (1 - \phi_1 L)(1 + \phi_2 L)(1 - i\phi_3 L)(1 + i\phi_4 L) &\approx [(1 - L^4) \\ &- L(1 - L - L^2 + L^3)(\phi_1 - 1) \\ &- L(1 - L + L^2 - L^3)(\phi_2 - 1) + \\ &- iL(1 - L^2)(1 + iL)(\phi_3 - 1) + \\ &+ iL(1 - L^2)(1 - iL)(\phi_4 - 1)]y_t \end{aligned}$$

Definindo $\alpha_j = \phi_j - 1$, para todo $j = 1, 2, 3, 4$, e notando que $i(i - iL) = i - L$, e $i(1 - iL) = i + L$, pode-se escrever:

$$\begin{aligned} (-L - L^3)y_t &= \alpha_1(1 - L - L^2 + L^3)y_{t-1} - \alpha_2(1 - L + L^2 - L^3)y_{t-1} + \\ &+ (1 - L^2)[\alpha_3(i - L) - \alpha_4(i + L)]y_{t-1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

Ou seja:

$$\begin{aligned}(1-L^4)y_t = & \alpha_1(1+L+L^2+L^3)y_{t-1} - \alpha_2(1-L+L^2-L^3)y_{t-1} + \\ & + (1-L^2)[i(\alpha_3 - \alpha_4) - (\alpha_3 + \alpha_4)L]y_{t-1} + \varepsilon_t.\end{aligned}$$

Definindo $\beta\alpha_3 = \alpha_6 - i\alpha_5$ e $2\alpha_4 = \alpha_6 + i\alpha_5$, tem-se que $(\alpha_3 - \alpha_4)i = \alpha_5$ e $(\alpha_3 + \alpha_4) = \alpha_6$. Disso resulta que:

$$\begin{aligned}(1-L^4)y_t = & \alpha_1(1+L+L^2+L^3)y_{t-1} - \alpha_2(1-L+L^2-L^3)y_{t-1} + \\ & + (1-L^2)(\alpha_5 - \alpha_6L)y_{t-1} + \varepsilon_t.\end{aligned}$$

Podem-se adicionar à regressão, se conveniente, *dummies* sazonais, tendência temporal e intercepto. Todos os valores já foram tabelados, bastando consultar as tabelas apropriadas.

1. Com base nessas derivações, monte séries auxiliares:

$$x_{t-1} = y_{t-1} + y_{t-2} + y_{t-3} + y_{t-4}$$

$$z_{t-1} = y_{t-1} - y_{t-2} + y_{t-3} - y_{t-4}$$

$$m_{t-1} = y_{t-1} - y_{t-5}$$

2. Estime a regressão aumentada de Dickey e Fuller:

$$(1-L^4)y_t = \alpha_1x_{t-1} + \alpha_2z_{t-1} + \alpha_3m_{t-1} + \alpha_4m_{t-2} + \sum_{i=1}^p \lambda_i(1-L^4)\Delta y_{t-i} + \varepsilon_t.$$

3. Se não se rejeita $\alpha_1 = 0$ pelo teste t , existe raiz unitária não sazonal. Se não se rejeita que $\alpha_2 = 0$, existe uma raiz unitária semestral. Se não se rejeita o teste de F conjunto que $\alpha_3 = \alpha_4 = 0$, de modo que o valor calculado seja menor que o valor crítico, há sazonalidade anual.

NOTA 4.7

As hipóteses anteriores não são conjuntamente excludentes. Isso significa que a série pode ter raízes unitária semestral e anual simultaneamente, por exemplo.

4.5.10 Quebra Estrutural

Na presença de quebra estrutural, os testes são viesados na direção da não rejeição da hipótese de raiz unitária. Nesse caso, no entanto, devem-se consultar os valores tabelados para teste com quebra estrutural por Perron (1989), em que se assume

uma única e conhecida quebra estrutural para toda a amostra disponível, de forma a se maximizar o número de graus de liberdade.

Considerando um passeio aleatório com *drift*, há três tipos de quebras estruturais possíveis: uma mudança de nível da série, uma mudança de inclinação e ambas as mudanças. Para formalizar o modelo, segue-se Patterson (2000). Considere que haja uma quebra estrutural em T_0 , tal que $1 < T_0 < T$. Consequentemente, se há uma mudança de nível na série em $T_0 + 1$, ela é representada como:

$$H_0^A: y_t = \mu + y_{t-1} + d_1 DP_t + \varepsilon_t, \\ DP_t = \begin{cases} 1, & \text{se } t = T_0 + 1, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

em que DP_t representa a *dumy* de nível transitória (ou *pulse*). Note que o efeito de uma mudança de nível não é distinguível de um choque nos erros. Por essa razão, o efeito de um choque no nível é permanente em um processo com raiz unitária.

A hipótese alternativa é existir um processo de tendência estacionária, mas com mudança permanente de nível. Isto é, na hipótese alternativa, a equação de regressão torna-se:

$$H_A^A: y_t = \mu + \delta t + d_2 DL_t + \varepsilon_t, \\ DL_t = \begin{cases} 1, & \text{se } t > T_0, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

em que DL_t representa a *dumy* de nível cuja mudança é permanente.

Por que na hipótese alternativa a mudança de intercepto é permanente, enquanto na hipótese nula ela é temporária? A razão principal é que o choque temporário no intercepto do nula tem efeitos permanentes. E, de fato, as séries são bastante semelhantes graficamente, como pode ser visto na figura 4.7.

No caso em que há mudança permanente de nível no modelo com raiz unitária, a hipótese nula torna-se:

$$H_0^B: y_t = \mu + y_{t-1} + d_3 DT_t + \varepsilon_t,$$

Nessas condições, há um efeito permanente e composto para cada instante de tempo sobre os choques. O modelo alternativo equivalente a esse caso é uma mudança permanente da inclinação, isto é:

$$H_A^B: y_t = \mu + \delta t + d_3 DS_t + \varepsilon_t, \\ DS_t = \begin{cases} t - T_0, & \text{se } t > T_0, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

em que DS_t é uma tendência determinística, efetiva a partir de $T_0 + 1$, quando o choque já se deu.

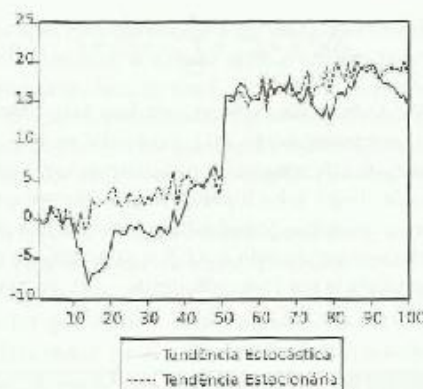


Figura 4.7 Séries simuladas com $\mu = 0,2$; $\delta = 0,1$; $d_1 = d_2 = 10$

Por último, há o caso mais geral, em que há mudança transitória e permanente de nível, representado pelo seguinte modelo:

$$H_0^C: y_t = \mu + y_{t-1} + d_1 DP_t + d_2 DL_t + \varepsilon_t.$$

A hipótese alternativa é uma composição dos dois efeitos em um modelo determinístico com quebra estrutural:

$$H_1^C: y_t = \mu + \delta t + d_2 DI_t + d_3 DS_t + \varepsilon_t.$$

Há dois procedimentos a seguir, conforme o tipo de ajustamento, instantâneo ou gradual. O primeiro caso é geralmente chamado *additive outlier*; o segundo, *innovation outlier*. O procedimento para testar a raiz unitária com quebra estrutural quando há ajustamento instantâneo decorre dos seguintes passos, de acordo com os modelos A, B ou C:

1. Obtenha os resíduos, $\hat{y}_t^h$, $h = A, B, C$ estimando o modelo sob a hipótese alternativa, isto é, encontre:

$$\hat{y}_t^A = y_t - (\hat{\mu} + \hat{\delta}t + \hat{d}_2 DL_t);$$

$$\hat{y}_t^B = y_t - (\hat{\mu} + \hat{\delta}t + \hat{d}_2 DS_t); \text{ ou}$$

$$\hat{y}_t^C = y_t - (\hat{\mu} + \hat{\delta}t + \hat{d}_3 DL_t + \hat{d}_3 DS_t).$$

2. Estime a seguinte regressão, observando que a distribuição de α depende da proporção de observações havidas antes do choque, a qual denotaremos por $\lambda = \frac{T_1}{T}$.

anterior, com inovação instantânea, pela inclusão do termo DP_t na equação de regressão. Como DP_t assume o valor 1 apenas em um período, a distribuição assintótica do teste não se alterará, isto é, $\tau_t^A \sim \tau_t^B$ e $\tau_t^C \sim \tau_t^D$. Porém, o mesmo não acontece na comparação do procedimento aninhado B com H_1^B , pois o termo DL_t assume o valor 1 para todo $t > T_b$, o que altera a distribuição dos testes assintóticos do modelo com *additive outlier* versus o modelo com *innovational outlier*, isto é, $\tau_t^B \neq \tau_t^D$.

Por outro lado, observe os modelos aninhados B e C e verifique que ambos diferem somente pela inclusão do termo DP_t . Ora, nesse caso, pelo mesmo argumento anterior, conclui-se que $\tau_t^B \sim \tau_t^C \sim \tau_t^E$. Porém, como $\tau^B > \tau^C$, então $\tau^B > \tau^E$, e se conclui que o poder do teste para o caso B usando a equação de regressão aninhada se reduz; afinal, sendo o valor crítico mais à esquerda, rejeita-se menos a nula quando ela é falsa. Para contornar esse problema, Perron (1989) sugere um procedimento alternativo no qual se incluem apenas os componentes determinísticos da hipótese alternativa do modelo B, o qual será denotado por B^* :

$$B^*: y_t = \mu + \alpha y_{t-1} + \delta t + d_2 DS_t + \sum_{i=1}^p \lambda_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Nesse caso, a distribuição assintótica de $\tau_t^{B^*}$ é idêntica à de τ^B , fornecendo valores críticos que geram mais poder no teste.

Zivot e Andrews (1992) argumentam que a modelagem de Perron (1989) viesia os resultados em direção da rejeição da hipótese nula, porque a hipótese alternativa deveria tratar a quebra estrutural como desconhecida. Consequentemente, eles propõem um modelo em que o ponto de quebra é escolhido de forma que a quebra estrutural obtenha o maior peso possível para a aceitação do modelo tendência estacionário. Assim, a hipótese nula desses autores é $H_0: y_t = \mu + y_{t-1} + \varepsilon_t$, sem qualquer quebra, contra as mesmas alternativas de Perron (1989), A, B* e C, porém sem as variáveis *dummy* correspondentes a DP_t . Além disso, λ é escolhido de forma a minimizar a estatística *t-Student*, isto é, obter a menor estatística possível do lado esquerdo da distribuição. Por serem desconhecidos, os valores críticos de λ agora são maiores em valor absoluto para um mesmo nível de significância, em comparação aos valores críticos de Perron.

Perron (1997) propõe uma metodologia para encontrar endogenamente λ , à semelhança de Zivot e Andrews (1992). Por essa metodologia, λ é selecionado de forma a minimizar as estatísticas *t* associadas aos demais coeficientes d_2 ou d_3 . Alternativamente, ele sugere maximizar o módulo das estatísticas desses regressores. A diferença principal dos trabalhos está na forma de definir as hipóteses nula e alternativa, razão pela qual os valores críticos obtidos por Perron (1997) são maiores dos que os valores de Zivot e Andrews (1992), mas menores do que os valores de Perron (1989), conforme mostra a Tabela 4.1:

Tabela 6.1. Valores Assintóticos para o teste de Razão Unidade com Quebra Estrutural

λ	λ conhecido									λ desconhecido	Min. ^a
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9		
5%											
τ^A	-3,68	-3,77	-3,76	-3,72	-3,76	-3,75	-3,80	-3,75	-3,89	-4,80	-4,64
τ^B	-3,60	-3,90	-3,87	-3,94	-3,95	-3,93	-3,95	-3,87	-3,98	-4,47	-4,62
τ^C	-3,75	-3,89	-4,17	-4,22	-4,24	-4,23	-4,18	-4,04	-3,90	-5,08	-4,08
10%											
τ^A	-3,40	-3,47	-3,46	-3,44	-3,48	-3,47	-3,51	-3,46	-3,38	-4,58	-3,77
τ^B	-3,36	-3,49	-3,58	-3,56	-3,65	-3,65	-3,57	-3,50	-3,55	-4,11	-4,26
τ^C	-3,45	-3,56	-3,57	-3,55	-3,55	-3,55	-3,56	-3,60	-3,46	-4,82	-3,77

[Fonte: Tabelas IV B, V E e VI B de Perron (1989), Tabelas 2, 3 e 4 de Zivot e Andrews (1992), e Tabelas 1 de Perron (1997). É preciso consultar as tabelas O-G para as demais amostras.]

NOTA 4.9

A grande vantagem do teste é que ele pode ser feito usando-se mínimos quadrados ordinários.

NOTA 4.10

É preciso cuidado na especificação das regressões e na comparação com o valor crítico correto.

EXEMPLO 4.13

Tomando-se a série de câmbio comercial de janeiro de 1935 a agosto de 2008, há uma quebra óbvia em $T_b = 1999 : 01$. O gráfico da série não permite concluir pela existência de tendência e, de fato, o coeficiente dessa variável não é significativo para a amostra, sendo omitido desta análise. Assim, aqui verifica-se somente a existência de raiz unitária fazendo quebra no intercepto. Inicia-se estimando-se o modelo aninhado em que $p = 1$ (t -estatístico entre parênteses):

$$\begin{aligned}\Delta y_t = & 0,037 + 0,016 y_{t-1} + 0,003 t + 0,316 DP_t \\ & (1,932) \quad (1,052) \quad (-1,243) \quad (2,347) \\ & + 0,031 DP_t + 0,227 \Delta y_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \\ & (0,976) \quad (0,777)\end{aligned}$$

Nessas circunstâncias, não se rejeita a hipótese nula de raiz unitária para o câmbio.

Alternativamente, pode-se executar a primeira regressão e depois o teste de raiz unitária. Na primeira regressão, obtém-se inicialmente (t -estatístico entre parênteses):

$$y_t = 1,052 + 0,000t + 1,308 DL_t + \hat{y}_t^a \\ (0,879) \quad (-0,074) \quad (1,507)$$

Em seguida, procede-se ao teste de raiz unitária com quebra sem a necessidade de defasagens adicionais, segundo os critérios de informação e verificação dos resíduos. Portanto, obtém-se (t -estatístico entre parênteses):

$$A\hat{y}_t^{a2} = -0,025\hat{y}_t^{a2} + \tilde{\varepsilon}_t \\ (-1,556)$$

Sabendo-se que a quebra se dá na observação 49, $A = \frac{49}{n} = 0,20$ cujo valor crítico calculado por Perron (1989) é $-3,76$ a 5%. Portanto, não se pode rejeitar a nula.

4.5.11 Múltiplas Raízes

Sob múltiplas raízes unitárias, deve-se proceder com cuidado. Embora seja tentador testar a hipótese de menos raízes para mais raízes, até porque os *softwares* induzem esse comportamento, o procedimento correto é definir um número máximo de raízes e testar do número maior de raízes para o menor. Experimentos de Monte Carlo mostram uma tendência de serem selecionadas menos raízes unitárias do que o desejável quando se procede da forma equivocada. Assim, recomenda-se utilizar o procedimento de Dickey e Pantula (1987) – D1!

NOTA 4.11

É difícil encontrar uma série temporal com mais de duas raízes unitárias na prática.

O teste é feito sequencialmente, da hipótese de maior raiz unitária para a de menor. Didaticamente, imagine que haja 3 raízes unitárias na série y_t . Sendo verdade, teste se há raiz unitária procedendo à seguinte regressão:

$$\Delta^3 y_t = \alpha_3 \Delta^2 y_{t-1} + u_t$$

em que $u_t = \phi(I) \varepsilon_t$, sendo $\varepsilon_t \sim \text{i.i.d.}(0, \sigma^2)$. Pode ser necessário introduzir tendência e *drift* no modelo – nesse caso, deve-se olhar a estatística apropriada. Normalmente, usa-se metodologia ADF ou PP para testar a raiz unitária. No caso ADF, devem-se adicionar as defasagens necessárias para “branquear” a série, de modo a testar:

$$H_0 : \alpha_3 = 0 \iff \exists 3 \text{ raízes unitárias}$$

contra a alternativa:

$$H_1 : \alpha_3 < 0 \iff \exists \text{ menos de 3 raízes unitárias.}$$

NOTA 4.12

Como Patterson (2000) comenta, esse procedimento equivale a testar a existência de uma raiz unitária condicional à existência de outras duas.

Se a hipótese nula for rejeitada, o próximo passo é proceder à seguinte regressão:

$$\Delta^2 y_t = \alpha_2 \Delta y_{t-1} + \alpha_3 \Delta^2 y_{t-1} + u_t \quad (4)$$

A hipótese nula de 2 raízes unitárias equivale à seguinte hipótese:

$$H_0: \alpha_2 = 0 \wedge \alpha_3 < 0 \iff \exists 2 \text{ raízes unitárias}$$

contra a alternativa:

$$H_1: \alpha_2 < 0 \wedge \alpha_3 < 0 \iff \exists \text{ menos de 2 raízes unitárias.}$$

Assim, estime a equação (4) e use os valores críticos para testar se há duas raízes unitárias. Se não houver rejeição da nula, pode-se concluir que há duas raízes unitárias. Do contrário, continue o procedimento para testar se há uma raiz unitária, estimando:

$$\Delta^3 y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 \Delta y_{t-1} + \alpha_3 \Delta^2 y_{t-1} + u_t.$$

A hipótese nula de 1 raiz unitária equivale à seguinte hipótese:

$$H_0: \alpha_1 = 0 \wedge \alpha_2 < 0 \wedge \alpha_3 < 0 \iff \exists 1 \text{ raiz unitária}$$

contra a alternativa:

$$H_1: \alpha_1 < 0 \wedge \alpha_2 < 0 \wedge \alpha_3 < 0 \iff \exists \text{ raiz unitária.}$$

De modo geral, o procedimento ocorre como segue. Admita que há d raízes unitárias. Então, inicie estimando:

$$\Delta^d y_t = \alpha_d \Delta^{d-1} y_{t-1} + u_t.$$

Se não se rejeita a nula aos níveis convencionais do teste, conclui-se que y_t é $I(d)$. Rejeitando-se a nula, procede-se à regressão:

$$\Delta^d y_t = \alpha_{d-1} \Delta^{d-2} + \alpha_d \Delta^{d-1} y_{t-1} + u_t.$$

Se não se rejeita a nula $H_0: \alpha_{d-1} = 0 \wedge \alpha_d < 0$, conclui-se que há $(d-1)$ raízes unitárias. Se α_{d-1} e α_d são ambos estatisticamente diferentes de zero, o passo seguinte é testar:

$$\Delta^d y_t = \alpha_{d-2} \Delta^{d-3} y_{t-1} + \alpha_{d-1} \Delta^{d-2} y_{t-1} + \alpha_d \Delta^{d-1} y_{t-1} + u_t.$$

Continuando na mesma trilha e sendo possível rejeitar a nula, pode-se chegar à seguinte equação de regressão:

$$\Delta^d y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 \Delta y_{t-1} + \dots + \alpha_{d-1} \Delta^{d-2} y_{t-1} + \alpha_d \Delta^{d-1} y_{t-1} + u_t.$$

NOTA 4.13

O procedimento DP não é um teste sequencial de raízes unitárias no sentido de se reduzir o número de defasagens até que se encontre a defasagem em que há raiz unitária.

NOTA 4.14

Se há uma raiz explosiva, a diferenciação pode não ser suficiente para estacionarizar a série.

4.6 DECOMPOSIÇÃO DE BEVERIDGE-NELSON

Agora que já sabemos estimar uma série temporal e o significado de séries estacionárias, pode-se apresentar um importante instrumento para obtenção do componente permanente e transitório de uma série. Trata-se da decomposição de Beveridge e Nelson (1981). Esse resultado é importante para entender o efeito de curto prazo dos ciclos econômicos e inferir a tendência de longo prazo da série analisada. Por exemplo, suponha que haja uma queda do PIB; nesse caso, seria importante saber se tal queda deve-se primordialmente a fatores cíclicos ou se é uma tendência de longo prazo.

O segredo matemático da decomposição é perceber a seguinte identidade:

$$\psi(L) = \psi(1) + (1-L)\psi'(L),$$

em que $\psi(1) = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j$, $\psi'(L) = \sum_{k=1}^{\infty} \psi_k' L^k$ e $\psi_k' = -\sum_{j=k+1}^{\infty} \psi_j$, sendo $\psi_0 = 1$.

Para determinar a validade dessa identidade, considere:

$$\psi'(L) = \sum_{k=1}^{\infty} \psi_k' L^k = \sum_{k=1}^{\infty} L^k \sum_{j=k+1}^{\infty} \psi_j = -\sum_{j=1}^{\infty} \psi_j - L \sum_{j=2}^{\infty} \psi_j - L^2 \sum_{j=3}^{\infty} \psi_j - \dots$$

Portanto:

$$\begin{aligned} \psi(1) + (1-L)\psi'(L) &= \psi(1) - \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j - L \sum_{j=2}^{\infty} \psi_j - L^2 \sum_{j=3}^{\infty} \psi_j - \dots \\ &\quad + L \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j + L^2 \sum_{j=2}^{\infty} \psi_j + L^3 \sum_{j=3}^{\infty} \psi_j + \dots \\ &= 1 + L\psi_1 + L^2\psi_2 + L^3\psi_3 + \dots = \sum_{j=0}^{\infty} L^j \psi_j = \psi(L). \end{aligned}$$

Estabelecida a identidade, considere um modelo ARDLA $(p,1,q)$ com drift:

$$y_t = y_{t-1} + \delta + \sum_{i=1}^p \psi_i y_{t-i} - y_{t-1} + \delta + \psi(L) \varepsilon_t.$$

Esse modelo pode ser reescrito da seguinte forma, por substituição recursiva:

$$y_t = y_0 + \delta t + \psi(L) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j. \quad (5)$$

Aplicando a identidade à equação (5), obtém-se:

$$\begin{aligned} y_t &= y_0 + \delta t + [\psi(1) + (1-L)\psi^*(L)] \sum_{j=1}^t \varepsilon_j = \\ &= y_0 + \delta t + \psi(1) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j + (1-L)\psi^*(L) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j = \\ &= y_0 + \delta t + \psi(1) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j + \psi^*(L)(\varepsilon_t - \varepsilon_1). \end{aligned} \quad (6)$$

Beveridge e Nelson decompõem a última expressão em duas parcelas, admitindo-se por simplicidade que $\varepsilon_0 = 0$:

$$\begin{aligned} y_t &= p_t + c_t \\ p_t &= y_0 + \delta t + \psi(1) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j \\ c_t &= \psi^*(L) \varepsilon_t. \end{aligned}$$

Da segunda equação, pode-se subtrair p_{t-1} para obter:

$$p_t = p_{t-1} + \delta + \psi(1) \varepsilon_t, \quad p_0 = y_0.$$

A variável p_t representa o componente permanente do modelo e se trata de passeio aleatório com *drift* puro cuja inovação tem variância $\psi(1)^2 \sigma^2$. O fator $\psi(1)$ pode ser maior ou menor que 1, de modo que a variância do componente permanente pode ser maior ou menor que a variância de y_t . Se for maior, o componente cíclico tende a suavizar os choques de longo prazo na série; se for menor, o componente cíclico tende a acentuar os choques havidos sobre p_t .

O termo c_t representa o componente cíclico ou transitório do modelo, que será estacionário caso seja verdadeira a seguinte hipótese técnica, em que se assume valer $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$. Essa hipótese é um pouco mais forte que $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$, porém necessária para demonstrar que $\sum_{j=0}^{\infty} |\psi_j| < \infty$.

A seguir, procura-se introduzir mais intuição econômica ao modelo, buscando-se explicar a razão também econômica dessa decomposição. Para tanto, tome y_{t+H} :

$$y_{t+H} = y_t + \delta H + \psi(L) \sum_{j=1}^H \varepsilon_{t+j} = y_t + \delta H + \sum_{h=1}^H \sum_{j=1}^{\infty} \psi_h \varepsilon_{t+h-j}.$$

Como $E_t(\varepsilon_{t+k-k}) = 0$, para $k < h$, segue-se da equação anterior que a previsão de y_{t+h} , dada a informação em t , é:

$$E_t(y_{t+h}) = y_t + H\delta + \sum_{h=1}^H \sum_{k=h}^{\infty} \psi_k \varepsilon_{t+h-k}.$$

Definindo o termo $h - k = -j$ e substituindo na equação anterior, tem-se que:

$$E_t(y_{t+h}) = y_t + H\delta + \sum_{k=j=1}^H \sum_{k=h}^{\infty} \psi_k \varepsilon_{t-j} = y_t + H\delta + \sum_{k=j=1}^H \sum_{j=0}^{\infty} \psi_k \varepsilon_{t-j}.$$

Invertendo os somatórios, obtém-se que:

$$E_t(y_{t+h}) = y_t + H\delta + \sum_{j=0}^{\infty} \left(\sum_{k=j+1}^H \psi_k \right) \varepsilon_{t-j}.$$

Como o termo determinístico é muito simples de prever, o problema fundamental recai sobre aquilo que resta além dele, sendo o interesse maior encontrar a previsão de longo prazo. Assim, a tendência estocástica é obtida quando se toma $H \rightarrow \infty$, do termo $E_t(y_{t+H}) - H\delta$:

$$\lim_{H \rightarrow \infty} [E_t(y_{t+H}) - H\delta] = y_t + \sum_{j=0}^{\infty} \left(\sum_{k=j+1}^{\infty} \psi_k \right) \varepsilon_{t-j} = y_t + \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^* I_j^* \varepsilon_t = y_t + \psi^*(L) \varepsilon_t.$$

Ora, como $y_t = y_0 + \delta t + \psi^*(1) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j + \psi^*(L) \varepsilon_t$, é forçoso concluir que:

$$\lim_{H \rightarrow \infty} [E_t(y_{t+H}) - H\delta] = y_0 + \delta t + \psi^*(1) \sum_{j=1}^t \varepsilon_j = p_t.$$

Consequentemente, o componente permanente é um passeio aleatório, essencialmente um resultado da previsão de longo prazo da série ajustada em relação à tendência determinística.

NOTA 4.15

Há, ainda, outra forma de derivar o resultado anterior. Tome a equação 6, porém H períodos à frente:

$$y_{t+H} = y_0 + \delta(t+H) + \psi^*(1) \sum_{j=1}^{t+H} \varepsilon_j + \psi^*(L) \varepsilon_{t+H}.$$

A previsão de y_{t+H} , dada a informação em t , é:

$$F_t(y_{t+H}) = y_0 + \delta(t+H) + \psi(1) \sum_{j=1}^H \varepsilon_{t-j} + L_t(z_{t+H}) \longrightarrow$$

$$F_t(y_{t+H}) - \delta H = y_0 + \delta t + \psi(1) \sum_{j=1}^H \varepsilon_{t-j} + L_t(z_{t+H}).$$

Agora, pode-se encontrar a previsão de longo prazo:

$$\lim_{H \rightarrow \infty} [F_t(y_{t+H}) - \delta H] = y_0 + \delta t + \psi(1) \sum_{j=1}^{\infty} \varepsilon_j = p_t,$$

pois $\lim_{H \rightarrow \infty} F_t(\varepsilon_{t+H}) = 0$, haja vista que ε_{t+H} é um processo estacionário com média nula.

Conclui-se, assim, que o componente permanente é um passeio aleatório, essencialmente resultado da previsão de longo prazo da série ajustada em relação à tendência determinística.

EXEMPLO 4.14

Considere um modelo ARIMA $(0, 1, 2)$:

$$y_t = y_{t-1} + \delta + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2}.$$

É claro que $\psi_1 = \theta_1$, $\psi_2 = \theta_2 + \psi_1 = 0$, $j > 2$. Então:

$$\psi(1) = 1 + \theta_1 + \theta_2;$$

$$\psi_0^* = - \sum_{j=1}^{\infty} \psi_j = -(\theta_1 + \theta_2);$$

$$\psi_1^* = - \sum_{j=2}^{\infty} \psi_j = -\theta_2;$$

$$\psi_k^* = - \sum_{j=k+1}^{\infty} \psi_j = 0, k > 1.$$

Logo, tem-se que:

$$p_t = p_{t-1} + \delta + (1 + \theta_1 + \theta_2) \varepsilon_t; \quad \varepsilon_t = -(\theta_1 + \theta_2) \varepsilon_t - \theta_2 \varepsilon_{t-1}.$$

EXEMPLO 4.16

Há outro exemplo interessante a seguir. Do site do Banco Central do Brasil, pode-se baixar a série de reservas internacionais em dólar, no conceito liquidez internacional, de dezembro/1970 a julho/2008. Extraído o log da série e constatada, pelo teste de Ng-Perron, a existência de raiz unitária, foram analisadas sua FAC e sua FACP. Tal análise sugeriu a existência de sazonalidades trimestral e anual, de modo que se estimou o seguinte modelo:

$$(1-L)(1-\phi_1L)(1-\phi_2L^4)(1-\phi_3L^{12})y_t = \epsilon_t + L\epsilon_t$$

Como resultado, o modelo estimado com 439 observações foi (desvio-padrão entre parênteses, corrigido por Newey-West):

$$(1-L)\left(1-\frac{0,194L}{(0,009)}\right)\left(1-\frac{0,163L^4}{(0,060)}\right)\left(1-\frac{0,120L^{12}}{(0,050)}\right)y_t = 0,011 + \tilde{\epsilon}_t$$

Os componentes p_t e ϵ_t foram obtidos, respectivamente, calculando-se:

$$\hat{p}_t = \hat{y}_t - 0,011 + \frac{1}{(1-0,194)(1-0,163)(1-0,120)}\tilde{\epsilon}_t;$$

$$\tilde{\epsilon}_t = y_t - \hat{p}_t$$

A Figura 4.9 mostra as séries decompostas.

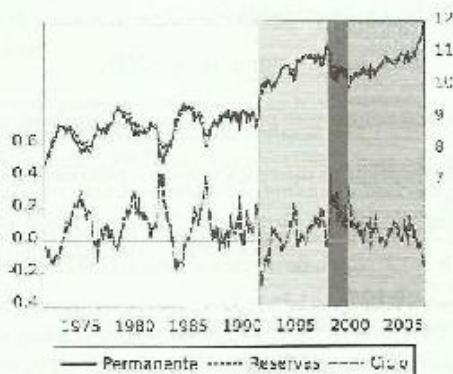


Figura 4.9 Decomposição de Beveridge-Nelson: reservas internacionais do Brasil (log).

Observa-se da figura que, desde o início de 1992, as reservas internacionais vêm aumentando permanentemente. Dividindo-se o período de 1992 em

diante em três subperíodos, observa-se, entre maio/1998 e abril/2000, uma reversão dessa tendência. Entretanto, desde maio/2000 as reservas não param de subir, podendo-se observar que mais recentemente essa tendência se acentuou.

Beveridge e Nelson (1981) sugerem outro procedimento para decompor a série. Inicialmente, observe que:

$$y_{t+H} = \Delta y_{t+H} + \Delta y_{t+H-1} + \dots + \Delta y_{t+1} + y_t.$$

Isso significa que a tendência sempre pode ser prevista a partir do valor corrente de y_t mais a soma das previsões das variações de y_t . Por sua vez, as variações de y_t são estacionárias e podem ser modeladas. Assim, depois de subtrair ΔH de ambos os lados da equação anterior para que a previsão não seja explosiva, a previsão do termo estocástico é:

$$\lim_{H \rightarrow \infty} [E_t(y_{t+H}) - \Delta H] = \lim_{H \rightarrow \infty} [E_t(\Delta y_{t+H} + \Delta y_{t+H-1} + \dots + \Delta y_{t+1}) - \Delta H] + y_t.$$

Assim, o problema é encontrar a previsão da variação de cada y_t para cada h todo H . Feito isto, o componente irregular será simplesmente a subtração de y_t de sua tendência estocástica e determinística:

$$c_t = y_t - \lim_{H \rightarrow \infty} E_t(y_{t+H} - H\Delta).$$

A forma de operacionalizar esse procedimento é a seguinte:

1. Estime o modelo na primeira diferença usando o procedimento de Box, Jenkins e Reinsel (1994);
2. Para cada $t = 1, 2, \dots, T$, use os parâmetros do modelo estimado para prever $E_t(\Delta y_{t+h})$ para $h = 1, 2, \dots, H$. Beveridge e Nelson (1981) usaram até $H = 100$;
3. Construa $p_t = \sum_{h=1}^H E_t(\Delta y_{t+h}) + y_t$;
4. Para encontrar o ciclo, calcule $c_t = y_t - p_t$.

EXEMPLO 4.17

Usam-se os dados do mesmo exemplo anterior para implementar o procedimento descrito por Beveridge e Nelson, com previsões de 100 passos à frente. A figura a seguir mostra as diferenças entre as metodologias. Verifica-se que os últimos períodos são bem sobrepostos.

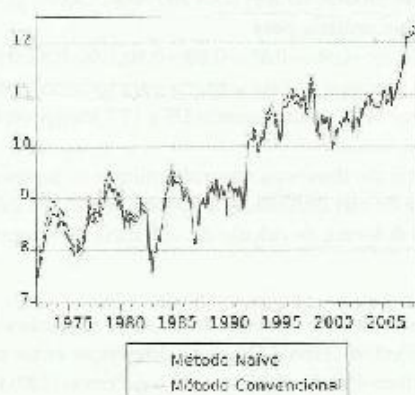


Figura 4.10 Decomposição de Beveridge-Nelson - Componente Permanente: Reservas.

EXERCÍCIOS

1. Por que não se pode diferenciar uma série de tendência determinística para estacionarizá-la?
2. João M. Queines possuía uma série com tendência quadrática, pela forma como ele estimou a série. Ele queria verificar se tal série possuía uma única raiz unitária, segundo Phillips e Perron (1988), mas não tinha disponível a tabela apropriada para esse teste. No entanto, observou que a estatística t calculada era maior que o valor crítico da tabela com tendência apenas. A série possui uma raiz unitária? Por quê?
3. Identifique e estime um processo ARMA para as séries a seguir. Proceda aos testes de raiz unitária ADF, ADF-GLS, PP, KPSS, ERS, NP e indique possíveis discrepâncias entre esses testes. Explique os passos efetuados (por exemplo: “observando as FAC e EACP, a série pode ser um $ARMA(1,1)$, $ARMA(2,1)$, $AR(1)$, ...”). O embre-se dos passos: estacionariedade, identificação, estimação e verificação.
 - a. IPCA (aplicar o $\ln(\cdot)$ ao número índice).
 - b. Produção industrial mensal do IBGE (aplicar o $\ln(\cdot)$ ao número $\lnLoc$).
 - c. Exportações brasileiras (aplicar o $\ln(\cdot)$ à série) em US\$ FOB (código EOB: 2946).

4. Simule o seguinte modelo *ARMA* com 300 observações: $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t + 0\varepsilon_{t-1}$. Faça o teste de raiz unitária para $\theta = [-0,98; -0,95; -0,90; -0,85; -0,80; -0,50; 0,90; 0,95; 0,98]$.

Você aceita a hipótese de raiz unitária para todos os valores de θ ? Se não, para quais valores você rejeita usando DF e PP? Interprete o resultado.

5. Utilizando a série do Ibovespa mensal, aplique os testes de raiz unitária e avalie a presença de raiz unitária. A inferência estatística difere se utilizarmos testes distintos? A forma de cálculo da variância de longo prazo é relevante nesse caso?
6. Quais as diferenças entre o teste de raiz unitária de Dickey-Fuller (1979,1981) e o de Phillips-Perron (1988)? Quais as diferenças entre os testes de raízes unitárias de Phillips-Perron (1988) e o de Ng-Perron (2001)?

Capítulo 5

GMM

5.1 INTRODUÇÃO

O método generalizado dos momentos é uma forma de estimação bastante geral, resuscitada por Hansen (1982). O autor demonstrou as propriedades assintóticas desse estimador no caso não linear. Sua contribuição é importante, porque o método permite a estimação de modelos de expectativas racionais de uma forma bastante direta.

Mais que uma forma geral de estimação, o método dos momentos é mais direto de entender, pois se trata apenas de igualar um momento a determinado valor.¹ O autor contribuiu no sentido de estender o significado de momento, embora em sua origem o método se associasse diretamente aos momentos de uma distribuição. Não se trata mais de encontrar os parâmetros relativos ao primeiro ou ao terceiro momento de uma distribuição, mas sim os parâmetros de momentos decorrentes de condições econômicas. Assim, igualar um momento a determinado valor nada mais é que satisfazer uma média amostral.

Para entender primitivamente o método dos momentos, recorre-se a um exemplo bastante simples. Considere o seguinte modelo:

$$y_t = \beta_1 x_t + \varepsilon_t$$

O termo β_1 é um escalar a ser estimado por algum método. O termo x_t pode representar alguma defasagem de y_t ou algum termo exógeno que explica y_t . O termo ε_t é um ruído branco independente e identicamente distribuído.

1. A grande dificuldade para se entender o GMM vem do costume de serem usados outros métodos.

Dadas essas hipóteses, é natural concluir que y_t e x_t sejam independentes entre si. Essa independência é formalizada pela seguinte condição de momento populacional:

$$E(x_t \varepsilon_t) = 0.$$

A equação anterior é exatamente uma condição de momento. Para obtê-la, usando-se uma amostra finita de observações, calcula-se a seguinte média:

$$\frac{\sum_{t=1}^T x_t \varepsilon_t}{T} = 0.$$

Ista é a condição de momento que permite estimar β_1 . Além de propor o método para estimar esse parâmetro, Hansen (1982) derivou a distribuição de β_1 , de tal modo que se pudessem proceder a inferências estatísticas. Prosseguindo no exemplo, pode-se estimar β_1 usando essa média, substituindo $\varepsilon_t = y_t - \beta_1 x_t$:

$$\begin{aligned} \sum_{t=1}^T x_t (y_t - \beta_1 x_t) &= 0 \longrightarrow \\ \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{t=1}^T x_t y_t}{\sum_{t=1}^T x_t^2}. \end{aligned}$$

Claramente, este é o resultado da estimação de β_1 pelo método de mínimos quadrados ordinários. E, de fato, pode-se demonstrar facilmente que mínimos quadrados ordinários são um caso especial do GMM.

O trabalho de Hansen (1982) a respeito desse método de estimação é geral em duas dimensões explicadas a seguir. A primeira dimensão vale-se do relaxamento da hipótese de que x_t é independente de ε_t . De fato, a estimação de β_1 prescinde dessa hipótese se for possível encontrar outra variável, z_t , que seja correlacionada a x_t , todavia não o seja a ε_t . Ora, se existe z_t , tal que $E(z_t x_t) \neq 0$ e $E(z_t \varepsilon_t) = 0$, pode-se estimar β_1 usando-se a seguinte média amostral:

$$\begin{aligned} \frac{\sum_{t=1}^T z_t \varepsilon_t}{T} = 0 &\longrightarrow \sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) = 0 \longrightarrow \\ \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{t=1}^T z_t y_t}{\sum_{t=1}^T z_t x_t}. \end{aligned}$$

De fato, esse é o estimador de variáveis instrumentais, IV, também conhecido como método de mínimos quadrados a dois estágios. Naturalmente, essa forma de estimação também é um caso especial do método generalizado dos momentos. Convém introduzir um exemplo em que a variável explicativa seja endôgena, para mostrar o poder do método de estimação GMM.

EXEMPLO 5.1

Suponha que a teoria econômica estabeleça a seguinte relação:

$$y_i = \beta x_i + u_i$$

porém, infelizmente, $\text{cov}(x_i, u_i) \neq 0$. Esse modelo não pode ser estimado por mínimos quadrados ordinários, sob pena de se obter um coeficiente estimado viesado. Logo, é recomendável que se usem variáveis instrumentais, ou, caso, GMM, para corrigir o problema.

Para visualizar o tamanho do problema, as variáveis estocásticas serão simuladas. Com isso, é possível estabelecer o valor esperado do coeficiente β , caso ele seja estimado corretamente por GMM. Imagine, portanto, que o modelo seja simulado da seguinte forma:

$$y_i = \alpha y_{i-1} + \varepsilon_i$$

$$x_i = \delta y_i + v_i$$

em que ε_i e v_i são ambos ruídos brancos independentes entre si.

A utilização do modelo econômico por mínimos quadrados ordinários gera coeficientes viesados, haja vista que:

$$\begin{aligned}\text{cov}(x_i, u_i) &= \text{cov}(x_i, y_i - \beta x_i) = \text{cov}(x_i, y_i) - \beta \text{var}(x_i) = \\ &= \text{cov}(y_i) - \beta [\delta^2 \text{var}(y_i) + \text{var}(v_i)] = \\ &= \text{cov}(y_i) [1 - \beta\delta] - \beta \text{var}(v_i) = \\ &= \beta \text{var}(y_i) \neq 0.\end{aligned}$$

A última igualdade decorre do fato que $\beta\delta = 1$, conforme explicado a seguir.

Prosseguindo, quantifica-se essa relação com 300 observações, fazendo $\phi = 0,8$, $\delta = 0,1$ e ε_i e v_i ruídos brancos com variância unitária e média nula. Ante essa configuração, o modelo é:

$$y_i = \beta x_i + u_i = \beta\delta y_i + \beta v_i + u_i$$

Ora, para que o lado direito iguale-se ao lado esquerdo da equação anterior em termos expectacionais, isto é, para que $E(y_i) = \beta\delta E(y_i)$, é necessário que $E(v_i) = E(u_i) = 0$ e que $\beta = \frac{1}{\delta}$. Portanto, se $\delta = 0,1$, é forçoso esperar que $\beta = 10$. Estatisticamente, espera-se que o valor estimado, corrigindo para endogeneidade, seja ao redor de 10 para o coeficiente β . A seguir, veja os resultados. Primeiro, estimando o modelo simplesmente por mínimos quadrados ordinários, obtém-se:

$$\hat{y} = 0,265x + \bar{u},$$

(0,03)

Observe que a magnitude do viés é bastante elevada. Porém, pode-se corrigir o problema usando-se variável instrumental. Uma variável instrumental natural para esse exemplo simulado é y_{t-1} , pois:

$$\begin{aligned} \text{cov}(x_t, y_{t-1}) &= \text{cov}(\delta y_t + v_t, y_{t-1}) = \\ &= \delta \text{cov}(y_t, y_{t-1}) + \text{cov}(v_t, y_{t-1}) = \delta \rho \text{var}(y_{t-1}) \neq 0. \end{aligned}$$

Por outro lado:

$$\begin{aligned} \text{cov}(u_t, y_{t-1}) &= \text{cov}(y_t - \beta x_t, y_{t-1}) = \text{cov}\left(\overbrace{y_t}^{\approx 0} - \underbrace{\beta \delta}_{\approx 1} y_t - \beta v_t, y_{t-1}\right) = \\ &= -\beta \text{cov}(v_t, y_{t-1}) = 0. \end{aligned}$$

Estimando por GMM e usando como variável instrumental y_{t-1} :

$$y_t = 10,154x_t + \hat{u}_t, \\ (4,236)$$

Há outro candidato a instrumento também, que é x_{t-1} , pois:

$$\begin{aligned} \text{cov}(x_t, x_{t-1}) &= \text{cov}(\delta y_t + v_t, \delta y_{t-1} + v_{t-1}) = \\ &= \delta^2 \text{cov}(y_t, y_{t-1}) + \text{cov}(v_t, v_{t-1}) = \delta^2 \rho \text{var}(y_{t-1}) \neq 0 \text{ e} \\ \text{cov}(u_t, x_{t-1}) &= \text{cov}(y_t - \beta x_t, x_{t-1}) = \text{cov}\left(\overbrace{y_t}^{\approx 0} - \underbrace{\beta \delta}_{\approx 1} y_t - \beta v_t, x_{t-1}\right) = \\ &= -\beta \text{cov}(v_t, x_{t-1}) = 0. \end{aligned}$$

Usando como instrumento x_{t-1} , o resultado não é satisfatório, pois o coeficiente está longe do que deveria ser e não é significativo:

$$y_t = 5,408x_t + \hat{u}_t, \\ (5,230)$$

Não obstante, o exemplo motiva o que segue, pois nada impede o uso dos dois instrumentos para estimar β .

Outra forma natural de extensão do modelo é a possibilidade de haver mais de uma variável correlacionada a x_t , porém independente de ε_t . Para fins de exposição, suponha existirem as variáveis z_t e m_t . Nesse caso, as condições de momento seriam:

$$E \begin{pmatrix} m_t \varepsilon_t \\ z_t \varepsilon_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

De novo, a ideia é obter as médias amostrais, usando essas variáveis instrumentais:

$$\sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) = 0; \quad \sum_{t=1}^T m_t (y_t - \beta_1 x_t) = 0.$$

O problema evidente aqui é a existência de duas equações e apenas uma incógnita, ou seja, há duas condições de momento para estimar apenas um parâmetro. Esse exemplo simples mostra o problema geral do método de momentos, que é a possibilidade de existirem mais momentos do que os parâmetros a serem estimados. Nesse caso, mais uma vez, Hansen (1982) trata dessa possibilidade da seguinte forma: ele propõe ponderar cada um dos momentos, de modo a se obter os parâmetros que minimizam uma função quadrática. Em outras palavras, ante a existência de mais momentos do que parâmetros a serem estimados, o sistema de equações fica sobreidentificado. Nessas condições, a ideia é ponderar cada um dos momentos de determinada maneira e encontrar uma função quadrática que possa ser minimizada. É *mais ou menos a ideia da estimação de mínimos quadrados*, porém, no caso dos momentos, é a matriz de *covariância dos momentos* que serve como ponderador, e não a matriz de variância dos parâmetros. A ponderação tem uma intuição simples: os momentos de maior variância deverão ser aqueles a receber menor peso. Isso ocorrerá naturalmente se se tomar o inverso da matriz de covariância dos momentos, a ser definida oportunamente.

Formalmente, a ideia é encontrar uma matriz W , simétrica e positiva semidefinida, de forma a minimizar:

$$F \left[\begin{pmatrix} m_t \varepsilon_t & z_t \varepsilon_t \end{pmatrix} W \begin{pmatrix} m_t \varepsilon_t \\ z_t \varepsilon_t \end{pmatrix} \right].$$

Em termos de médias amostrais, significa:

$$\min_{\beta_1} \left(\sum_{t=1}^T m_t (y_t - \beta_1 x_t) \quad \sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) \right) W \begin{pmatrix} \sum_{t=1}^T m_t (y_t - \beta_1 x_t) \\ \sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) \end{pmatrix}.$$

Supondo que W seja a matriz identidade, significando que os momentos têm igual peso, o problema é encontrar β de forma a minimizar:

$$\min_{\beta_1} \left(\sum_{t=1}^T m_t (y_t - \beta_1 x_t) \quad \sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) \right) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sum_{t=1}^T m_t (y_t - \beta_1 x_t) \\ \sum_{t=1}^T z_t (y_t - \beta_1 x_t) \end{pmatrix}$$

DEFINIÇÃO 5.1

(Condição de Momento Populacional) Considere w_t um vetor de variáveis aleatórias, θ_0 um vetor de parâmetros $k \times 1$ e $g(\cdot)$ um vetor $m \times 1$ de funções reais. A condição de momento populacional é definida como:

$$E[g(w_t, \theta_0)] = 0.$$

A contrapartida amostral dessa condição de momento é imediata e corresponde a:

$$g_T(w, \theta) = \frac{\sum_{t=1}^T g(w_t, \theta)}{T}.$$

Note que $g_T(w, \theta)$ representa a condição de momento e deve ser comparada a $E[g(w_t, \theta_0)]$. Observe ainda que o subscrito t não existe na condição de momento amostral.

O estimador GMM é definido como o valor de θ que resolve o seguinte problema:

$$\begin{aligned} \min_{\theta} J_T(\theta) &= g_T(w, \theta)' W_T g_T(w, \theta) \\ \hat{\theta}^{\text{GMM}} &= \arg \min_{\theta} J_T(\theta), \end{aligned}$$

em que W_T é uma matriz $m \times m$ positiva semidefinida. Essa matriz deve convergir em probabilidade para uma matriz definida e poderá depender dos dados.

Naturalmente, o número de momentos, m , deve ser maior do que o número de parâmetros, k , sob pena de não ser possível estimar o modelo. De fato, a especificação do GMM pode ser:

- subidentificada, isto é, $m < k$;
- identificada, isto é, $m = k$;
- sobreidentificada, isto é, $m > k$.

5.3 ESTIMAÇÃO

Por princípio, pode-se diferenciar J_T com relação a θ , para encontrar a solução do problema. Assim, as condições de primeira ordem são:

$$2G_T(w, \theta)' W_T g_T(w, \theta) = 0,$$

em que a matriz $G_T(w, \theta)$, de dimensão $m \times k$, é o jacobiano das condições de momento tomadas com respeito a θ :

$$G_T(w, \theta) = T^{-1} \sum_{t=1}^T \frac{\partial g(w_t, \theta)}{\partial \theta'}.$$

As condições de primeira ordem são obtidas com relação a funções que podem ser muito não lineares. Logo, o problema pode não ter solução analítica e precisar de métodos numéricos para ser resolvido. Além disso, é preciso cuidado para se obter uma solução que represente o mínimo global, o que pode ser computacionalmente difícil.

A matriz W_T é uma parte importante do problema de otimização, sobretudo quando $m > k$. A questão fundamental é: qual a matriz ideal de pesos? Pode-se mostrar que a matriz ideal de pesos é $W_T = S^{-1}$, em que:

$$S = \lim_{T \rightarrow \infty} \left(T^{-1} g_T(w, \theta_0) \right).$$

A matriz S representa a covariância de longo prazo dos momentos. A intrusão para o resultado já foi mencionada e é repetida por conveniência. Momentos de variância maior devem ter um peso menor. Isso é obtido invertendo-se a matriz de covariância dos momentos.

Para obter essa covariância, é preciso usar o parâmetro θ_0 , normalmente desconhecido. Para resolver o problema, será preciso, pois, usar algum método de estimação de múltiplos estágios. No primeiro estágio, impõe-se algum W_T . O parâmetro então resultante, $\hat{\theta}_1$, pode ser usado para calcular a matriz de covariância, $\hat{S}_1$, e assim sucessivamente. É comum impor inicialmente a matriz identidade, I_m .

Admitindo-se que se use um método de estimação consistente para S , há três métodos de estimação principais para o GMM. O primeiro é o método a dois estágios, em que se impõe a matriz identidade no primeiro passo e, no passo seguinte, encontram-se os parâmetros do modelo. O segundo é o método sequencial, uma repetição do método a dois estágios em que cada novo vetor de parâmetros é usado para estimar a nova matriz de covariância. Por fim, o último método importante é aquele de atualização contínua dos parâmetros, em que a matriz de covariância é simultaneamente estimada com o vetor de parâmetros. A seguir, discutem-se alguns detalhes de cada método.

No método a dois estágios, impõe-se no primeiro passo a matriz identidade para W_T e encontra-se o vetor de parâmetros $\hat{\theta}_1$, de forma a resolver:

$$G_T(w, \theta)' g_T(w, \theta) = 0.$$

Desse resultado, e na ausência de momentos autocorrelacionados, estima-se

$$\hat{S}(w, \hat{\theta}_1) = \frac{\sum_{t=1}^T g(w, \hat{\theta}_1)_t g(w, \hat{\theta}_1)_t'}{T},$$

a ser utilizado no segundo estágio.

EXEMPLO 5.3

No exemplo da seção anterior, encontramos:

$$\tilde{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^J y_i x_{ij} (m_j m_i + z_i z_j)}{\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^J z_i x_{ij} (m_j m_i + z_i z_j)}.$$

Supondo que os momentos não são autocorrelacionados, a matriz de covariância pode ser obtida calculando-se:

$$\begin{aligned} \tilde{S}(w, \tilde{\beta}_1) &= T^{-1} \sum_{i=1}^T \begin{pmatrix} m_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i) \\ z_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i) & z_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i) \end{pmatrix} \\ &= T^{-1} \sum_{i=1}^T \begin{pmatrix} [m_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i)]^2 & (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i)^2 z_i m_i \\ (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i)^2 z_i m_i & [z_i (y_i - \tilde{\beta}_1 x_i)]^2 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

O método de estimação sequencial é uma repetição do método de estimação a dois estágios, e objetiva encontrar os parâmetros do modelo. A iteração encerra-se quando:

$$\max |\tilde{\theta}_l - \tilde{\theta}_{l-1}| < \epsilon,$$

em que l representa o número de iterações; ϵ representa o critério de convergência, por exemplo, $\epsilon < 10^{-5}$.

É importante mencionar que o procedimento sequencial tende a ter melhores propriedades de pequenas amostras do que o modelo a dois estágios, não obstante ambos sejam assintoticamente equivalentes.

NOTA 5.1

É possível fixar o número máximo de iterações, haja vista que, se o estimador a dois estágios for consistente, o método sequencial também o será. Nesse sentido, o critério de encerramento torna-se $\max |\tilde{\theta}_l - \tilde{\theta}_{l-1}| < \epsilon$, se $l < l_{\max}$, ou $\tilde{\theta}_{l_{\max}}$, se $|\tilde{\theta}_{l_{\max}} - \tilde{\theta}_{l_{\max}-1}| > \epsilon$.

No critério de atualização contínua, o modelo encontra $\hat{\theta}$ que satisfaz:

$$\min_{\theta} J_T(\hat{\theta}) = g_T(w, \hat{\theta})' S^{-1}(w, \hat{\theta}) g_T(w, \hat{\theta}).$$

Logo, trata-se de uma forma muito mais complicada de estimação, até porque as condições de primeira ordem são um tanto diferentes das condições de primeira ordem do problema anterior. Se o estimador converge, trata-se do método cujas propriedades de pequenas amostras são bem melhores que as anteriores. Sheppard (2006) sugere usar o estimador sequencial para encontrar os valores iniciais da função a ser minimizada e, depois, utilizar o estimador de atualização contínua. Do contrário, não será incomum encontrar W_T bem grande, o que fará que a J_T seja pequena, por meio da matriz de ponderação e não pela redução de g_T a zero. Além disso, os parâmetros obtidos quando isso ocorre são inconsistentes.

5.4 PROPRIEDADES DO ESTIMADOR

Fundamentalmente, o GMM é um estimador consistente e assintoticamente normal se $g(\theta_0, \theta)$ são ergódicos e possuem poucos momentos. Se isso ocorre, são necessárias algumas condições técnicas adicionais para que as estimativas tenham sentido.

Outras condições são as seguintes: como já mencionado, a matriz W_T deve ser positiva definida para que J_T tenha mínimo único. É preciso também que o sistema seja identificado. Ocorre que a identificação é problemática, pois há modelos razoáveis que admitem vários resultados (veja o Capítulo 9 de Hall, 2005, para mais detalhes). Para obter identificação, será necessário que o posto de G_T , quando avaliado em θ_0 , seja igual ao número de parâmetros do modelo.

O estimador GMM será consistente para qualquer escolha da matriz de ponderação W_T . Isso é, dada qualquer matriz positiva definida W_T , então:

$$\hat{\theta} - \theta_0 \xrightarrow{p} 0.$$

O estimador é consistente para qualquer matriz W_T porque os momentos populacionais são nulos em um único ponto, justamente aquele em que $J(\theta)$ é minimizada.

Quanto à normalidade do estimador, a covariância vai depender da forma de estimação dos parâmetros, que, por sua vez, dependem de como se determina W_T . Se W_T é eficiente, isto é, se $W_T = S^{-1}$, o estimador é assintoticamente normal, com matriz de covariância expressa de forma matematicamente simples:³

$$\sqrt{T}(\hat{\theta} - \theta_0) \xrightarrow{d} N\left(0, (G'S^{-1}G)^{-1}\right).$$

3. Observe que G é uma matriz $n \times k$. Logo, a dimensão de $G'S^{-1}G$ será $k \times k$, em que k é a dimensão do vetor de parâmetros.

Se a matriz W_T não for eficiente, a expressão da covariância do estimador torna-se mais complicada:

$$\sqrt{T}(\hat{\theta} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, (G'WG)^{-1}G'WSWG(G'WG)^{-1}).$$

Uma substituição simples mostra que, se $W = S^{-1}$, a fórmula mais complicada reduz-se à anterior.

O que se pode dizer a respeito das condições de momento do modelo? Se W_T é eficiente, os momentos serão também assintoticamente normais, conforme a seguinte representação:

$$\sqrt{T}W_T^{\frac{1}{2}}\hat{g}_T(w, \hat{\theta}) \xrightarrow{d} N(0, I_m - W^{\frac{1}{2}}G(G'WG)^{-1}G'W^{\frac{1}{2}}).$$

De onde vem essa matriz de covariância complicada? Se o vetor de parâmetros populacionais fosse conhecido, a expressão $W_T^{\frac{1}{2}}\hat{g}_T(w, \hat{\theta})$ seria assintoticamente normal com variância unitária. Essa variância é representada pela matriz I_m . O termo seguinte da matriz de covariância resulta da necessidade de se estimar um valor de parâmetros desconhecidos. Consequentemente, cada parâmetro estimado resulta na perda de um grau de liberdade; logo, se se estimam k parâmetros, o número de graus de liberdade da matriz de covariância (ou posto) será de $m - k$. Em particular, suponha um modelo em que $m = k$, isto é, o modelo é exatamente identificado, tal que $\hat{g}_T(w, \hat{\theta}) = 0$. Nesse caso, fazendo $W_T = (e'G)^{-1}$, a covariância será dada por:

$$I_{k-m} = X(X'X)^{-1}X',$$

que é uma matriz idempotente conhecida da regressão linear que projeta os erros da estimação (dos momentos).

Se, por outro lado, a escolha de W_T é ótima, então $W = S^{-1}$, de modo que, substituindo essa matriz na covariância, tem-se que a covariância de $\hat{g}_T$ é:

$$\text{var}(\hat{g}_T) = S - G(G'S^{-1}G)^{-1}G'.$$

Para confirmar, note que:

$$\begin{aligned} \text{var}\left(W_T^{\frac{1}{2}}\hat{g}_T(w, \hat{\theta})\right) &= W_T^{\frac{1}{2}}E\left[\hat{g}_T(w, \hat{\theta})\hat{g}_T(w, \hat{\theta})'\right]W_T^{\frac{1}{2}} = \\ &= I_m - W^{\frac{1}{2}}G(G'WG)^{-1}G'W^{\frac{1}{2}}. \end{aligned}$$

Substituindo W por S^{-1} :

$$S^{-\frac{1}{2}}E\left[\hat{g}_T(w, \hat{\theta})\hat{g}_T(w, \hat{\theta})'\right]S^{-\frac{1}{2}} = I_m - S^{-\frac{1}{2}}G(G'S^{-1}G)^{-1}G'S^{-\frac{1}{2}}.$$

Pré e pós-multiplicando a expressão em ambos os lados por $S^{\frac{1}{2}}$, o resultado se segue.

Se W_T não é escolhido de forma eficiente, a distribuição das condições de momento fica:

$$\sqrt{T}W_T^{-1}\widehat{g}_T(w,\widehat{\theta}) \xrightarrow{d} N(0, NW_T^2SW_T^2N'),$$

em que $N = L_{\theta\theta} - W_T^2 C(C'WC)^{-1}C'W_T^2$.

5.5 ESTIMANDO A AUTOCOVIÂNCIA

Para inferência, é necessário calcular a variância de longo prazo. Em um modelo univariado, isso significa somar os termos de autocovariância de uma variável aleatória; isto é, calcular a expressão:

$$\widehat{S} = \frac{\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^T y_i y_j'}{T}.$$

Entretanto, no caso multivariado, em que há, por exemplo, sequências de vários momentos distintos, a autocovariância não é simétrica. Para ver esse fato, defina a função de autocovariância cruzada entre duas variáveis aleatórias, y e x , como:

$$\begin{aligned}\gamma_{xy}(j) &= E\left[(x_t - \mu_x)(y_{t-j} - \mu_y)'\right], j = 0, 1, 2, \dots \\ \gamma_{yx}(j) &= E\left[(y_t - \mu_y)(x_{t-j} - \mu_x)'\right], j = 0, 1, 2, \dots\end{aligned}$$

Pode-se mostrar que:

$$\gamma_{xy}(j) = \gamma_{yx}(-j).$$

A função de correlação cruzada pode ser definida como:

$$\rho_{xy}(j) = \frac{\gamma_{xy}(j)}{\sigma_x \sigma_y}, j = 0, -1, +2, \dots$$

NOTA 5.2

Em geral, $\rho_{xy}(j) \neq \rho_{yx}(-j)$; logo, a função de correlação cruzada não é necessariamente simétrica ao redor de $j = 0$. Para confirmar, considere a forma de estimação de $\gamma_{xy}(j)$ e $\gamma_{yx}(j)$, sendo, por simplicidade, $\mu_x = \mu_y = 0$:

$$\widehat{\gamma}_{xy}(j) = \frac{\sum_{i=1}^T x_i y_{i-j}'}{T} \neq \frac{\sum_{i=1}^T x_{i-j}' y_i}{T} = \widehat{\gamma}_{yx}(j).$$

É preciso reconhecer-se de que os dados para calcular a expressão da direita diferem daqueles usados para calcular a expressão da esquerda. Logo, apenas por sorte a autocovariância será simétrica.

Com essa noção em mente, pode-se definir a função de autocovariância multivariada como:

$$\Gamma_j = E(g_t g'_{t-j}),$$

em que se denota

$$g_t = g(w_t, \theta) = \frac{\sum_{i=1}^T g(w_i, \theta)}{T}.$$

Ou seja, tomam-se os momentos centrados em sua média para evitar a inconsistência do estimador, caso a condição de momento populacional não seja válida, isto é, se $E[g(w, \theta)] \neq 0$. O problema de adotar esse procedimento ocorre quando a condição de momento é válida, pois, nessa circunstância, expurgar a média reduz a variação dos momentos e, assim, a matriz de covariância.

A contraparte amostral dessa autocovariância pode ser estimada por:

$$\hat{\Gamma}_j = \frac{\sum_{t=j+1}^T g_t g'_{t-j}}{T}.$$

Para calcular S , segue-se Hall (2005). Por conveniência, repete-se a definição de S :

$$\begin{aligned} S &= \lim_{T \rightarrow \infty} \text{var} \left(T^{\frac{1}{2}} \hat{g}_T(w, \theta_0) \right) = \\ &= \lim_{T \rightarrow \infty} E \left[T^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=1}^T g_i - E \left(T^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=1}^T g_i \right) \right] \times \left[T^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=1}^T g_i - E \left(T^{-\frac{1}{2}} \sum_{i=1}^T g_i \right) \right]' = \\ &= \lim_{T \rightarrow \infty} E \left\{ T^{-1} \left(\sum_{i=1}^T [g_i - E(g_i)] \right) \times \left(\sum_{i=1}^T [g_i - E(g_i)]' \right) \right\} = \\ &= \lim_{T \rightarrow \infty} T^{-1} \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^T E \{ [g_i - E(g_i)] [g_j - E(g_j)]' \}. \end{aligned}$$

A última expressão pode ser mais bem visualizada imaginando-se uma matriz $T \times T$, em que seja necessário somar todos os seus termos. Uma forma de fazer isso é somar seus termos diagonais. Na diagonal principal, somam-se:

$$\sum_{i=1}^T E \{ [g_i - E(g_i)] [g_i - E(g_i)]' \} = T \Gamma_0.$$

Nas duas diagonais adjacentes à principal, somam-se:

$$\begin{aligned} &\sum_{i=2}^T E \{ [g_i - E(g_i)] [g_{i-1} - E(g_{i-1})]' \} + \sum_{i=2}^T E \{ [g_{i-1} - E(g_{i-1})] [g_i - E(g_i)]' \} = \\ &= (T-1) (\Gamma_1 + \Gamma_1'). \end{aligned}$$

Seguindo a mesma lógica para as diagonais seguintes, tem-se, para a diagonal que dista j linhas e colunas da principal:

$$\sum_{i=j+1}^T E\{[y_i - E(g_i)][g_{i-j} - E(g_{i-j})]'\} + \sum_{i=j+1}^j E\{[g_{i-j} - E(g_{i-j})][g_i - E(g_i)]'\} = \\ = (T-j)(\Gamma_j + \Gamma_j').$$

Consequentemente,

$$S = \Gamma_0 + \lim_{T \rightarrow \infty} \left[\sum_{j=1}^{T-1} \left(\frac{T-j}{T} \right) (\Gamma_j + \Gamma_j') \right] = \Gamma_0 + \sum_{j=1}^{\infty} (\Gamma_j + \Gamma_j').$$

A contraparte amostral da autocovariância multivariada é dada por:

$$\tilde{S} = \Gamma_0 + \sum_{j=1}^{T-1} (\Gamma_j + \Gamma_j').$$

Esse estimador dificilmente será simétrico e, portanto, positivo definido. Além disso, é impossível estimar todas as autocovariâncias, particularmente quando j estiver próximo de T . Se fossem estimadas, a variância da estimativa seria elevada em razão do número baixo de observações e da perda dos graus de liberdade. Logo, é preciso introduzir estrutura sobre ele.

Se não houver autocorrelação dos momentos, pode-se simplesmente calcular a seguinte estimativa consistente:

$$\hat{S} = \frac{\sum_{i=1}^T g(w_{it}, 0) g(w_{it}, 0)'}{T}$$

Se houver autocorrelação dos momentos, pode-se usar o estimador de covariância de Newey-West, o qual assegura que a matriz de covariância de longo prazo seja positiva definida. O estimador de Newey-West pondera a covariância amostral de tal modo que covariâncias mais distantes do presente têm peso nulo. Para calcular a covariância amostral, é necessário definir a função peso e janela (ou defasagem) máxima de autocovariância, M . A definição dessa janela depende do problema em tela, porém os pacotes econométricos sugerem automaticamente o seu valor ótimo. Por exemplo, o número de defasagens proporcional a $T^{1/3}$ minimiza o erro quadrático médio assintótico do estimador da covariância cuja fórmula é, usando a função peso de Bartlett:

$$\hat{S}^{NW} = \Gamma_0 + \sum_{j=1}^M \frac{M+1-j}{M+1} (\Gamma_j + \Gamma_j').$$

Outra possibilidade para calcular a matriz de covariância de longo prazo é usar a densidade autorregressiva espectral. Isto é, se as condições de momento seguem um $AR(p)$, pode-se estimar:

$$g_t = A_1 g_{t-1} + A_2 g_{t-2} + \dots + A_p g_{t-p} + \varepsilon_t,$$

em que ε_t é um vetor $m \times 1$; A_i são matrizes $m \times m$.

Uma forma de escolher a defasagem p é usar o critério de informação BIC . Se o modelo estiver correto, a covariância amostral de ε_t será dada por:

$$\hat{\Sigma}_\varepsilon = \frac{\sum_{t=p+1}^T \tilde{\varepsilon}_t \tilde{\varepsilon}_t'}{T-p}.$$

Dessa forma, a covariância de longo prazo pode ser obtida por:

$$\hat{S}^{AR} = (I - \hat{A}_1 - \hat{A}_2 - \dots - \hat{A}_p)^{-1} \hat{S}_\varepsilon (I - \hat{A}_1 - \hat{A}_2 - \dots - \hat{A}_p)^{-1'}.$$

O estimador espectral da variância necessita de menos parâmetros para ser estimado, em comparação ao estimador de Newey-West.

É possível combinar o estimador de covariância de Newey-West com o estimador espectral. Tal procedimento foi batizado de "pré-branqueamento" seguido de "coloração". O procedimento supõe que os momentos tenham um alto grau de persistência, de forma que algumas defasagens autorregressivas possam representar essa persistência. Como permanece alguma persistência nos dados, o estimador de Newey-West pode ser acionado para fazer esse ajuste fino e estimar consistentemente a covariância dos resíduos. O procedimento é interessante porque o número de parâmetros a ser estimados permanece baixo.

Para visualizar o procedimento, suponha que os momentos sigam um processo autorregressivo de ordem p :

$$g_t = \sum_{i=1}^p A_i g_{t-i} + \varepsilon_t.$$

Estime a equação de regressão anterior e obtenha a covariância dos resíduos usando Newey-West:

$$\hat{S}_\varepsilon^{NW} = \hat{\Sigma}_\varepsilon + \sum_{j=1}^M \frac{M+1-j}{M+1} (\hat{\Sigma}_j + \hat{\Sigma}_j'),$$

em que $\hat{\Sigma}_j = \frac{\sum_{t=j+1}^T \tilde{\varepsilon}_t \tilde{\varepsilon}_{t-j}'}{T-j}$.

A matriz da covariância de longo prazo combina os dois resultados:

$$\hat{\Sigma}^{long} = \left(I - \sum_{i=1}^p \tilde{A}_i \right)^{-1} \tilde{\Sigma}_e^{long} \left(I - \sum_{i=1}^p \tilde{A}_i \right)^{-2r}$$

O Eviews faz o "pré-branqueamento" sob a suposição de $p = 1$. Mesmo que $p > 1$, em princípio essa imprecisão não traria problema, pois a matriz de covariância ajustada pelos resíduos é consistentemente estimada. Para selecionar o número de defasagens, o Eviews usa três métodos. No primeiro, a janela é fixada pelo usuário ou pelo critério de Newey West, com base apenas no número de observações da amostra:

$$M = \text{int} \left[4 \left(\frac{T}{\ln T} \right)^{1/5} \right],$$

em que $\text{int}[\cdot]$ representa o valor inteiro.

Há outros dois métodos automáticos de seleção da janela de truncagem, baseados na autocorrelação dos dados. A função de ponderação desses métodos é dada por:

$$\delta_A = \begin{cases} \text{int} \left[1,1447 (\alpha(1) T)^{1/5} \right], & \text{para Bartlett;} \\ \text{int} \left[1,3421 (\alpha(2) T)^{1/5} \right], & \text{para quadrática.} \end{cases}$$

As estimativas dos termos $\alpha(1)$ e $\alpha(2)$ dependem de como Andrews ou o método variável de Newey-West foi determinado. O método de Andrews é paramétrico e parte da hipótese de que os momentos amostrais seguem um AR(1). Assim, inicialmente, estima-se um AR(1) para os momentos amostrais, obtendo-se a correlação $\hat{\rho}$ e a variância residual $\hat{\sigma}_e^2$ dos $i = 1, 2, \dots, m$, em que m é o número de momentos e z é o número de instrumentos do sistema. Assim, $\hat{\alpha}(1)$ e $\hat{\alpha}(2)$ são dados por:

$$\hat{\alpha}(1) = \frac{\left[\sum_{i=1}^{mz} \frac{4\hat{\sigma}_e^2 \hat{\rho}^i}{(1-\hat{\rho})(1-\hat{\rho}^2)^2} \right]}{\left[\sum_{i=1}^{mz} \frac{\hat{\rho}^i}{(1-\hat{\rho})^2} \right]},$$

$$\hat{\alpha}(2) = \frac{\left[\sum_{i=1}^{mz} \frac{4\hat{\sigma}_e^2 \hat{\rho}^i}{(1-\hat{\rho})^3} \right]}{\left[\sum_{i=1}^{mz} \frac{\hat{\rho}^i}{(1-\hat{\rho})^3} \right]}.$$

NOTA 5.3

Os momentos são igualmente ponderados segundo essa metodologia.

O método variável de Newey-West é não paramétrico e baseado na soma truncada das matrizes de autocovariâncias $\widehat{\Gamma}_j$. Assim, $\widehat{\alpha}(1)$ e $\widehat{\alpha}(2)$ são estimados por:

$$\widehat{\alpha}(p) = \frac{1'F(p)1}{1'F(0)1},$$

em que 1 é um vetor de uns; $F(p) = \widehat{\Gamma}_0 + \sum_{j=1}^p \mathcal{F}(\widehat{\Gamma}_j + \widehat{\Gamma}_j')$, $p = 1, 2$.

O problema é escolher M . A escolha é na verdade arbitrária, sujeita a uma condição de crescimento limitada a certa taxa. No caso do Eviews, M é dado pela seguinte fórmula:

$$M = \begin{cases} \ln \left[4 \left(\frac{T}{100} \right)^{\frac{2}{3}} \right], & \text{para Bartlett} \\ T, & \text{para quadrática.} \end{cases}$$

Neste ponto, é importante lembrar que o estimador com atualização contínua usa a teoria desenvolvida nesta seção para especificar a matriz $S(w, \theta)$:

$$S(w, \theta) = \Gamma_{0,T}(\theta) + \sum_{j=1}^M w_{j,T} \left(\Gamma_{j,T}(\theta) + \Gamma_{j,T}'(\theta) \right),$$

$$\Gamma_{j,T}(\theta) = \frac{\sum_{t=j+1}^T \widehat{g}_t \widehat{g}_{t-j}'}{T}.$$

O estimador de atualização contínua, além das propriedades desejáveis de pequenas amostras, é importante porque torna o GMM invariante a alterações na curvatura da função momento. Isso ocorre porque tal alteração afeta simultaneamente a função momento e a matriz de covariância, S , justamente porque é dependente dos parâmetros do modelo.

5.6 CASOS ESPECIAIS DO GMM

Esta seção segue em detalhes Sheppard (2006). O objetivo é mostrar alguns casos especiais do GMM e a conexão entre GMM e os métodos de estimação mais conhecidos.

O autor analisa as diversas classes de estimadores em econometria, definindo três classes distintas: os M-estimadores (pelo máximo), os R-estimadores (pelo posto) e os L-estimadores (por combinações lineares). Os estimadores de máxima verossimilhança, mínimos quadrados ordinários e GMM são da primeira classe.

O GMM engloba todos os M-estimadores, exceto aqueles baseados na distância mínima clássica – CMD. A ideia é minimizar a distância entre o vetor final de parâmetros em relação ao vetor inicial de parâmetros. A particularidade interessante desse método é que o vetor final de parâmetros, em geral, possui menos componentes que o vetor inicial. Esse tipo de estimação era interessante

quando era difícil estimar modelos não lineares. Entretanto, o desenvolvimento computacional mais recente tornou desnecessário partir para essa linha de ataque.

Ocorre que o GMM reina absoluto entre as classes dos M-estimadores, exceção ao CMD, como apontado. De fato, nos primórdios, o GMM era usado para estimar os momentos de uma distribuição. Por exemplo, uma distribuição normal de dados enseja a estimação da média e da variância:

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^T y_i}{T}; \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{\mu})^2}{T}.$$

A condição de momento é dada por:

$$g_T(w, \theta) = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^T y_i - \hat{\mu}}{T} \\ \frac{\sum_{i=1}^T (y_i - \hat{\mu})^2}{T} - \sigma^2 \end{bmatrix} = T^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i \\ \sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \sigma^2) \end{bmatrix}.$$

Se os dados são idêntica e independentemente distribuídos, a matriz $\tilde{S}$ pode ser estimada consistentemente por:

$$\begin{aligned} \tilde{S} = E(\tilde{S}) &= T^{-1} \sum_{i=1}^T \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon}_i \\ \hat{\varepsilon}_i^2 - \sigma^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon}_i \\ \hat{\varepsilon}_i^2 - \sigma^2 \end{bmatrix}' = \\ &= T^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^2 & \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^3 \\ \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^3 & \sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \sigma^2)^2 \end{bmatrix} \rightarrow \\ E(\tilde{S} - E(\tilde{S})) &= \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 \\ 0 & 3\sigma^4 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Para estimar $G_T(w, \hat{\theta})$ consistentemente, obtenha:

$$\begin{aligned} G_T(w, \hat{\theta}) &= T^{-1} \sum_{i=1}^T \begin{bmatrix} \frac{\partial (y_i - \hat{\mu})}{\partial \hat{\mu}} & \frac{\partial (y_i - \hat{\mu})}{\partial \hat{\sigma}^2} \\ \frac{\partial (y_i - \hat{\mu})}{\partial \hat{\mu}} & \frac{\partial [(y_i - \hat{\mu})^2 - \sigma^2]}{\partial \hat{\sigma}^2} \end{bmatrix} = \\ &= T^{-1} \begin{bmatrix} -T & 0 \\ 0 & -T \end{bmatrix} = -I_2. \end{aligned}$$

Consequentemente:

$$\tilde{G}_T \tilde{S} \tilde{G}_T' = \tilde{S}.$$

Outro caso clássico para o uso do GMM é o de mínimos quadrados ordinários, MQO. A ideia é usar a condição de ortogonalidade entre erros e variáveis explicativas para determinar as condições de momento:

$$g_T(w, \beta) = \frac{X'(y - X\beta)}{T},$$

em que X é a matriz de variáveis explicativas $T \times k$; β é vetor de parâmetros $k \times 1$; y é um vetor de variáveis a serem explicadas $T \times 1$.

A solução é conhecida:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'y.$$

Se os dados provêm de uma sequência de diferença martingal estacionária, pode-se estimar a matriz S consistentemente usando:

$$\hat{S} = T^{-1} \sum_{i=1}^T x_i' \hat{\varepsilon}_i \hat{\varepsilon}_i' x_i = T^{-1} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^2 x_i' x_i.$$

A matriz G_T pode ser obtida por:

$$G_T(w, \hat{\theta}) = T^{-1} \frac{\partial X'(y - X\hat{\beta})}{\partial \beta} = -T^{-1} X'X.$$

A combinação dessas duas expressões resulta em:

$$(G'S^{-1}G)^{-1} = \left[(-T^{-1}X'X)' \left(T^{-1} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^2 x_i' x_i \right)^{-1} (-T^{-1}X'X) \right]^{-1} = \hat{\Sigma}_{XX}^{-1} \hat{S} \Sigma_{XX}^{-1}.$$

Essa matriz é conhecida como estimador robusto de covariância heteroscedástica de White.

O GMM também aninha os estimadores de máxima verossimilhança, MLE, e quasimáxima verossimilhança, QMLE. O QMLE é usado quando se desconhece a distribuição verdadeira dos dados. A consequência de se usar QMLE é a violação da igualdade da matriz de informação, de modo a ser necessário calcular os erros-padrão robustos. As condições de momento do estimador de máxima verossimilhança são os escores da função de verossimilhança, isto é, a primeira derivada:

$$g_T(w, \theta) = \sum_{i=1}^T \nabla_{\theta} l(w_i, \theta),$$

em que ∇_{θ} representa o vetor gradiente da função de verossimilhança $l(\cdot, \cdot)$.

Se os escores são sequências de diferenças martingais, S pode ser estimada naturalmente por:

$$\hat{S} = T^{-1} \sum_{i=1}^T \nabla_{\theta} l(w_i, \theta) (\nabla_{\theta} l(w_i, \theta))'.$$

A matriz G_T é então obtida por meio da segunda derivada da função de verossimilhança:

$$\hat{G}_T(w, \hat{\theta}) = T^{-1} \sum_{i=1}^T \nabla_{\theta\theta} l(w_i, \theta).$$

Não é difícil verificar que essas expressões são equivalentes às matrizes de informação da estimação por máxima verossimilhança:

$$\begin{aligned} E(\tilde{J}) &= T^{-1} \sum_{i=1}^T E[V_{\theta}l(w_i, \tilde{\theta}) (V_{\theta}l(w_i, \tilde{\theta}))'] = \\ &= E[V_{\theta}l(w_i, \tilde{\theta}) (V_{\theta}l(w_i, \tilde{\theta}))'] = J. \end{aligned}$$

Além disso,

$$\begin{aligned} E[\tilde{C}_T(w, \tilde{\theta})] &= T^{-1} \sum_{i=1}^T E[V_{\theta\theta'}l(w_i, \tilde{\theta})] = \\ &= E[V_{\theta\theta'}l(w_i, \tilde{\theta})] = J. \end{aligned}$$

A covariância do GMM é dada por:

$$\tilde{C}_T(w, \tilde{\theta})'^{-1} \tilde{C}_T(w, \tilde{\theta}) = J^{-1} J J^{-1}.$$

Se a igualdade da matriz de informação é válida, então $J^{-1} = J$, de modo que a expressão anterior simplifica para J^{-1} , como no caso de máxima verossimilhança. Se, no entanto, se trata de um caso de QMLE, é preciso usar a matriz de covariância robusta para evitar problemas de tamanho dos testes.

EXEMPLO 5.4

Este exemplo usa o método direto de estimação dos momentos. Primeiro, considere um AR(1):

$$y_t = \phi + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Nesse caso, simula-se um modelo com 300 observações, das quais analisam-se as últimas 200. O modelo foi simulado assumindo-se $\phi = 0,4$, $\rho = 0,8$ e $\sigma^2 = 1$. Em seguida, definiram-se os seguintes momentos:

$$\begin{aligned} E(y_t) &= \frac{\phi}{1-\rho} = \mu; \\ E(y_t^2) &= \frac{\sigma^2}{1-\rho^2} = \mu^2; \\ E(y_t y_{t-1}) &= \mu^2 + \frac{\rho}{1-\rho^2} \sigma^2; \\ E(y_t y_{t-2}) &= \mu^2 + \frac{\rho^2}{1-\rho^2} \sigma^2. \end{aligned}$$

Observe que se poderiam definir ainda mais momentos, baseados nas autocovariâncias. Note também que há três parâmetros a serem estimados. Usando o *Eviews*, obtém-se o seguinte (fixando a janela de ponderação em zero defasagens e com desvio-padrão entre parênteses):

$$y_t = 2,581 + 0,844y_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \\ (0,131) \quad (0,056) \\ \hat{\sigma}^2 = 0,997; J = 0,082; \text{Prob-J} = 0,774 \\ (0,172)$$

Note que o procedimento permite calcular o desvio-padrão da variância.

Para fins comparativos, usando-se o outro método de estimação por GMM — isto é, por *continuos updating*, em que os instrumentos são constante, y_{t-1} , y_{t-2} e y_{t-3} com janela fixa em zero defasagens, obtém-se:

$$y_t = 2,547 + 0,832y_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_t \\ (0,404) \quad (0,384) \\ \hat{\sigma}^2 = 1,040; J = 3,422; \text{Prob-J} = 0,180.$$

EXEMPLO 5.5

Agora, considere um $MA(1)$.

$$y_t = \mu + \varepsilon_t + \theta\varepsilon_{t-1}.$$

Nesse caso, simula-se um modelo com 300 observações, das quais se analisam as últimas 200. O modelo foi simulado assumindo-se $\mu = 0,4$, $\theta = 0,8$ e $\sigma^2 = 1$. Em seguida, definiram-se os seguintes momentos:

$$E(y_t) = \mu; \\ E(y_t^2) = (1 + \theta^2)\sigma^2 + \mu^2; \\ E(y_t y_{t-1}) = \mu^2 + \theta\sigma^2; \\ E(y_t y_{t-2}) = \mu^2.$$

Observe que não se podem definir mais momentos. Note também que há três parâmetros a serem estimados. Obtém-se o seguinte (fixando a janela de ponderação em zero defasagens e com desvio-padrão entre parênteses):

$$y_t = -0,201 + \tilde{\varepsilon}_t + 0,744\tilde{\varepsilon}_{t-1}; \\ (0,056) \quad (0,289) \\ \hat{\sigma}^2 = 1,058; J = 0,332; \text{Prob-J} = 0,564. \\ (0,192)$$

O Eviews permite estimar o modelo usando mínimos quadrados ordinários. O resultado é o seguinte:

$$y_t = -0,195 + \hat{\varepsilon}_t + 0,872\hat{\varepsilon}_{t-1}$$

(0,32) (0,026)

$$R^2 = 1,000$$

EXEMPLO 5.6

Considere um ARMA (1,1).

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}$$

Nesse caso, simula-se um modelo com 300 observações, das quais analisam-se as últimas 200. O modelo foi simulado assumindo-se $c = 0,4$, $\phi = 0,6$, $\theta = 0,8$ e $\sigma^2 = 1$. Em seguida, definiram-se os seguintes momentos:

$$E(y_t) = \frac{c}{1-\phi} = \mu;$$

$$E(y_t^2) = \frac{1+\theta^2+2\phi\theta}{1-\phi^2}\sigma^2 + \mu^2;$$

$$E(y_t y_{t-1}) = \mu^2 + \frac{(1+\phi\theta)(\theta+\phi)}{1-\phi^2}\sigma^2;$$

$$E(y_t y_{t-2}) = \mu^2 + \phi \frac{(1-\phi\theta)(\theta+\phi)}{1-\phi^2}\sigma^2;$$

$$E(y_t y_{t-3}) = \mu^2 + \phi^2 \frac{(1-\phi\theta)(\theta+\phi)}{1-\phi^2}\sigma^2;$$

$$E(y_t y_{t-4}) = \mu^2 + \phi^3 \frac{(1+\phi\theta)(\theta+\phi)}{1-\phi^2}\sigma^2.$$

Observe que se poderiam definir ainda mais momentos, baseados nas autocovariâncias. Note também que há quatro parâmetros a serem estimados. Usando o Eviews, obtém-se o seguinte (fixando a janela de ponderação em zero defasagens e com desvio-padrão entre parênteses):

$$y_t = 1,506 + 0,811 y_{t-1} - \hat{\varepsilon}_t + 0,453 \hat{\varepsilon}_{t-1}$$

(2,47) (0,038) (0,365)

$$\hat{\sigma}^2 = 1,082; F = 2,756; \text{Prob-F} = 0,655$$

(2,242)

5.7 TESTES USANDO GMM

O GMM minimiza uma função representando as condições de momentos devidamente ponderadas. Se essas condições de momentos estiverem corretas, terão média 0. Isso conduz naturalmente a um teste de superidentificação usando o valor minimizado da função. Trata-se do teste J , definido como:

$$J = Tg_T(w, \theta)' S^{-1} g_T(w, \theta) \sim \chi^2_{q-p}$$

Ou seja, o número de graus de liberdade dessa função é o excesso de momentos em relação ao número de parâmetros estimados.

Equivalentemente, o teste J pode ser implementado usando:

$$J = TQ_r(S).$$

O que significa a rejeição do teste de superidentificação? A rejeição do teste representa a existência de momentos que não são estatisticamente iguais a zero, ou seja, está se rejeitando o modelo, pois a condição de momento não é válida. Outra interpretação é a seguinte: se a inclusão de mais um momento não implica a rejeição da nula, esse momento é válido e contribui para estimar os parâmetros do modelo.

NOTA 5.4

Há casos de modelos com inúmeros momentos possíveis. Quantos momentos usar? A resposta não é fácil. Mas é preciso entender que momentos redundantes podem comprometer as propriedades do estimador. Assim, para pequenas amostras, com 50 a 100 observações, Hall (2005) recomenda de dois a cinco momentos a mais que o número de parâmetros.

Se não é possível um estimador consistente para W_T , deve-se computar o teste usando-se a seguinte expressão:

$$J^{asy} = Tg_T(w, \theta)' \left[I_n - G(G'WG)^{-1}G'W \right] S \left[I_n - G(G'WG)^{-1}G'W \right]' g_T(w, \theta),$$

que decorre da normalidade assintótica das condições de momento estimadas.

O GMM permite testes não lineares sobre os parâmetros. Para isso, defina o vetor $q \times 1$ de funções reais $R(\theta)$. A hipótese nula do teste é $R(\theta) = 0$. Pode-se usar o método delta para determinar a distribuição dessa função, desde que a função $R(\cdot)$ seja continuamente diferenciável em θ e $T^{1/2}(\hat{\theta} - \theta_0)$ seja assintoticamente normal. Para fins de esclarecimento, define-se o método delta a seguir:

DEFINIÇÃO 5.2

Seja $T^{1/2}(\tilde{\theta} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, \Sigma)$, em que Σ é a matriz de covariância positiva definida e $\xrightarrow{d}$ representa convergência assintótica em distribuição. Se $R(\theta) : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^q$ for continuamente diferenciável em θ , com $q \leq k$, então:

$$T^{1/2} [R(\tilde{\theta}) - R(\theta_0)] \xrightarrow{d} N \left(0, \frac{\partial R(\theta_0)}{\partial \theta'} \Sigma \left(\frac{\partial R(\theta_0)}{\partial \theta'} \right)' \right).$$

O teste de Wald pode ser calculado usando-se a fórmula:

$$W = T \times \left[R(\tilde{\theta})' \left[\frac{\partial R(\theta_0)}{\partial \theta'} \Sigma \left(\frac{\partial R(\theta_0)}{\partial \theta'} \right)' \right]^{-1} R(\tilde{\theta}) \right].$$

NOTA 5.5

O teste de Wald não é padrão quando o posto do jacobiano assumir múltiplos valores, conforme o teste que se queira fazer. Por exemplo, suponha $H_0 : \theta_1 \theta_2 = 0$. Nesse caso, podem ocorrer três possibilidades: $\theta_1 = 0$ e $\theta_2 \neq 0$, $\theta_1 \neq 0$ e $\theta_2 = 0$ ou $\theta_1 = \theta_2 = 0$. Nos dois primeiros casos, o posto do jacobiano $\frac{\partial R(\theta)}{\partial \theta} = \begin{bmatrix} \theta_2 \\ \theta_1 \end{bmatrix}$ é 1. Mas, no último, não é.

Dadas essas preliminares, considere que os parâmetros estimados têm a seguinte distribuição:

$$T^{1/2}(\tilde{\theta} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, (G'S^{-1}G)^{-1}).$$

No caso de uma restrição linear $H_0 : R\theta = q = 0$, o teste é idêntico ao caso de mínimos quadrados ordinários:

$$Wald = T(R\tilde{\theta} - q)' \left[R(G'S^{-1}G)^{-1}R' \right]^{-1} (R\tilde{\theta} - q) \xrightarrow{d} \chi^2_q.$$

em que o posto de R é q .

No caso de restrições não lineares, pode-se usar o método delta. Na hipótese de se estimar W de forma ineficiente, sabe-se que:

$$T^{1/2}(\tilde{\theta} - \theta_0) \xrightarrow{d} N(0, (G'WG)^{-1}G'WSWG(G'WG)^{-1}).$$

de modo que

$$W\tilde{u} = T(R\tilde{D} - q)' V^{-1} (R\tilde{D} - q) \xrightarrow{d} \chi_q^2,$$

em que

$$V = R(G'WG)^{-1} G'WSWG(G'WG)^{-1} R'.$$

O teste de razão de verossimilhança, LR, também é válido. Considere $\tilde{\theta}$ o parâmetro não restrito e $\hat{\theta}$ a solução de:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}^{GMM} &= \arg \min_{\theta} Q_T(\theta) \\ &\text{sujeito a } R\theta - q = 0, \end{aligned}$$

em que $Q_T = g_T(w, \theta)' S_T^{-1} g_T(w, \theta)$, sendo S_T uma estimativa da covariância das condições de momento sob a hipótese não restrita. A estatística, então, é obtida por:

$$LR = T(g_T(w, \hat{\theta})' S_T^{-1} g_T(w, \hat{\theta}) - g_T(w, \tilde{\theta})' S_T^{-1} g_T(w, \tilde{\theta})) \xrightarrow{d} \chi_q^2.$$

Note que a matriz de covariância deve ser estimada sob a hipótese de parâmetros não restritos e ser a mesma para ambos os modelos.

O teste de multiplicador de Lagrange, LM, é obtido resolvendo:

$$\hat{\theta}^{GMM} = \arg \min_{\theta} Q_T(\theta) - \lambda'(R\theta - q).$$

A estatística é difícil de derivar, mas resulta em:

$$LM = T g_T(w, \hat{\theta})' S_T^{-1} G(G'S^{-1}G)^{-1} G'S^{-1} g_T(w, \hat{\theta}) \xrightarrow{d} \chi_q^2.$$

O LM é vantajoso quando a nula é mais fácil de estimar do que a alternativa, já que ele se utiliza apenas dos parâmetros estimados sob a hipótese nula.

5.8 APOJEAMENTO DE ATIVOS

Esta seção discute um problema prático importante em economia. Trata-se da estimação de modelos de aquecimento intertemporais. Como o GMM é diretamente aplicável a esses problemas e foi inicialmente apresentado usando-se um modelo de equilíbrio geral estocástico de aquecimento de ativos, trata-se de um caso interessante para aprofundar as ideias do GMM e mostrar um modelo imediato decorrente de expectativas racionais.

Considere um agente representativo que maximiza sua utilidade ao longo do tempo. Em particular, e sem perda de generalidade, considere um agente que vive dois períodos e maximiza a seguinte utilidade:³

$$\max_{\{c_t\}} [u(c_1) + \beta E_0 [u(c_2)]],$$

3. Veja Cochrane (2002) para detalhes.

em que c_t é o consumo do indivíduo no período t ; $0 < \beta < 1$ é a taxa de desconto subjetiva por adiar o consumo, representando o valor do futuro para o indivíduo. O indivíduo será mais impaciente à medida que essa taxa for menor; E_t é o operador esperança condicional às informações até t .

A maximização do agente está sujeita à sua restrição orçamentária, que é dada pelas seguintes equações:

$$c_t + w_t = \sum_{j=1}^n p_{jt} q_{jt}$$

$$w_{t+1} = w_t + \sum_{j=1}^n x_{jt+1} q_{jt}$$

em que w_t é a dotação do indivíduo no período t . Pode-se pensar nisso como o consumo original sem a compra de ativo; p_{jt} é o preço do ativo j no período t ; q_{jt} é a quantidade do ativo j adquirida no período t ; x_{jt} é o preço do ativo j comprado em $t - 1$. Por exemplo, poderá ser o preço da ação no período seguinte.

O modelo gera o seguinte resultado de interesse mais diretamente:

$$p_{jt} = E_t(w_{t+1} v_{j,t+1})$$

em que $v_{j,t+1} = \beta^{-1} \frac{c_{t+1}}{c_t}$ é o fator estocástico de desconto ou *price kernel*.

Trata-se, de fato, de uma taxa de desconto, que muda conforme os estados da natureza se revelem. Se não se sabe o que acontecerá amanhã, podem-se adotar cenários. Para cada cenário, há uma taxa de desconto dos fluxos futuros. Essa taxa de desconto é representada por m_t .

Podem-se dividir ambos os lados da equação anterior por p_t para obter a equação fundamental de apreçamento:

$$1 = E_t(m_{t+1} R_{j,t+1})$$

em que $R_{j,t+1} = \frac{p_{j,t+1}}{p_{jt}}$ é o retorno bruto (discreto) futuro obtido pela compra do ativo j .

A equação anterior diz a seguinte: se o fator estocástico de desconto exerce bem a sua função de descontar os retornos brutos correlacionados, então, em média, os retornos descontados dos diversos ativos vão ser iguais a 1.

EXEMPLO 5.7 Apreçamento de ativos com dados brasileiros

Issler e Piqueira (2002) usam o método generalizado dos momentos com dados brasileiros e estimam os parâmetros estruturais do modelo CCAPM

(*consumption capital asset pricing model*) por meio de três classes de funções utilidade distintas: função utilidade com aversão relativa ao risco constante (CRRA), utilidade com hábito externo e utilidade recursiva (Kreps-Porteus). Esses parâmetros estruturais estão associados à aversão ao risco, à elasticidade de substituição intertemporal no consumo e à taxa de desconto intertemporal da utilidade futura.

Neste exemplo são efetuadas as estimações do trabalho citado utilizando-se uma amostra com observações compreendendo o período de 1968 a 2008. Os dados utilizados são o consumo das famílias (c_t), o Ilvaespá (β_t) e a taxa de juros dada pelo CDB (r_t). Todos os dados foram extraídos do site do Ipea (<http://www.ipea.gov.br>). As estimações foram efetuadas considerando apenas heterocedasticidade. O modelo é estimado pelo método iterativo, mas, idealmente, seria necessário estimá-lo pelo método sum-of-squares, dado o pequeno número de observações.

O número de observações para a primeira, segunda e terceira regressões a seguir são 38, 38 e 37 observações, respectivamente. Os graus de liberdade são determinados por meio da subtração do número de momentos (igual ao número de instrumentos multiplicado pelo número de equações estimadas) e o número de parâmetros estimados. Logo, têm-se 6, 12 e 18 graus de liberdade, respectivamente. Claro que o ideal seria um sistema com poucos graus de liberdade, conforme recomendação anterior. Apenas colocam-se os vários resultados para verificar sua robustez. Os resultados são apresentados a seguir, tal que * indica significância a 1%, ** a 5% e *** a 10%.

CRRA: para essa especificação, a equação de Euler⁴ toma a seguinte forma:

$$E_t \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + r_{t+1}) \right] = 1; \quad E_t \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + \beta r_{t+1}) \right] = 1,$$

em que o valor de β é interpretado como a taxa de desconto intertemporal, γ é o coeficiente de aversão relativa ao risco. Por meio desses parâmetros, pode-se calcular o valor da elasticidade intertemporal de substituição do consumo dada por $\eta^c = \frac{1}{\gamma}$.

1. As estimativas de β são próximas de 0.955.
2. As estimativas de γ são sempre positivas, indicando boa aderência à teoria.

4. A equação de Euler é a equação resultante das condições de primeira ordem do problema de otimização.

CRRA					
β	γ	$T \times I$	R^2	F_{calc}	<i>Instruments</i>
0,958* (0,010)	0,307** (0,000)	5,141	59,39%		constante, $(c_{t-1})/(b_{t-1})(b_{t-2})$
0,957* (0,010)	0,335* (0,000)	10,700	16,10%		constantes, $(c_{t-1})(c_{t-2})(b_{t-1})$ $(b_{t-2})(b_{t-1})(c_{t-2})$
0,961* (0,000)	0,138* (0,000)	20,227	28,17%		constante, $(c_{t-1})(c_{t-2})(b_{t-1})(b_{t-2})$ $(b_{t-2})(b_{t-1})(c_{t-2})(c_{t-3})$

Hábito Externo: o sistema de equação de Euler para essa modelagem é representado a seguir:

$$E_t \left[\beta \left(\frac{c_t}{c_{t-1}} \right)^{\alpha(\beta-1)} \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{\gamma} (1+r_{t-1}) \right] = 1;$$

$$E_t \left[\beta \left(\frac{c_t}{c_{t-1}} \right)^{\alpha(\beta-1)} \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{\gamma} (1+b_{t-1}) \right] = 1$$

Os parâmetros β e γ possuem o mesmo significado contido no caso da função utilidade CRRA. A diferença aqui é o parâmetro α . Ele mede a separabilidade do consumo em relação ao consumo passado na função utilidade. Ou seja, permite a existência de um efeito positivo do consumo passado, entendido como "hábito" do consumidor, na função utilidade instantânea do agente. Assim, impede-se a separabilidade da função utilidade e tempo. Para que esse efeito seja corroborado, é necessário que $\alpha > 0$.

Hábito Externo					
β	γ	α	$T \times I$	F_{calc}	<i>Instruments</i>
0,973* (0,000)	0,500 (0,000)	-1,367 (0,000)	1,285	50,91%	constante, $(c_{t-1})(b_{t-1})(b_{t-2})$
0,949* (0,000)	0,186*** (0,000)	0,056 (0,540)	17,016	10,24%	constante, $(c_{t-1})(c_{t-2})(b_{t-1})$ $(b_{t-2})(b_{t-1})(c_{t-2})$
0,940* (0,000)	0,120* (0,040)	0,085 (0,000)	19,655	28,17%	constante, $(c_{t-1})(c_{t-2})(b_{t-1})(b_{t-2})$ $(b_{t-2})(b_{t-1})(c_{t-2})(c_{t-3})$

1. Os valores de β novamente se apresentaram próximos a 0,95.
2. Em relação a γ , tem-se a mesma situação do caso anterior, sempre positivo e, em geral, significante.

3. O parâmetro α é não significativo e negativo em geral. Em resumo, a situação é parecida com a encontrada por Isler e Piquiera (2002), e os resultados não são muito intuitivos.

Kreps-Porteus: essa modelagem permite a separação entre o comportamento observável devido à aversão ao risco e o atribuível à substituição intertemporal, uma das críticas ao modelo com utilidade CRRA. Sua estrutura é apresentada a seguir:

$$E_t \left[\beta^t \left(\frac{c_t}{c_{t-1}} \right)^{\frac{1}{\psi}(\psi-1)} \left(\frac{c_t}{c_{t-1}} \right)^{\frac{1}{\psi}} (1+r_{t+1}) \right] = 1; \quad E_t \left[\frac{1}{\beta} \left\{ \left[\beta \left(\frac{c_t}{c_{t-1}} \right)^{\frac{1}{\psi}(\psi-1)} \right]^{1-\psi} - 1 \right\} \right] = 0$$

Kreps-Porteus						
β	θ	ψ	γ	$T \times 1$	Prob.	Instrumentos
0,875* (0,06)	-0,24 (0,03)	0,536** (0,03)	1,113 (0,04)	0,870	97,24%	constante, $(c_{t-1}), (c_{t-1}/c_{t-2})$
0,515* (0,02)	0,133 (0,05)	1,181* (0,06)	0,887* (0,05)	11,538	51,38%	constante, $(c_{t-1}), (c_{t-2}), (c_{t-1}/c_{t-2})$
0,564* (0,05)	0,123 (0,03)	1,148* (0,05)	0,918* (0,05)	15,581	54,66%	constante, $(c_{t-1}), (c_{t-2}), (1+c_{t-1}), (c_{t-1}/c_{t-2}), (1+c_{t-1})$

1. Para essa especificação, o coeficiente θ possui a mesma interpretação dada. Para calcular γ , é preciso utilizar a fórmula $\gamma = 1 - \eta\psi$. Calcula-se ψ por $\psi = \frac{1}{1-\gamma}$. O desvio-padrão de ψ e γ foi obtido via método delta.
2. Os resultados mostram que o valor estimado de β é de aproximadamente 0,91.
3. As estimativas de ψ foram significativamente diferentes de zero, evidenciando alguma disposição dos agentes de alterar seu padrão de consumo diante das variações na taxa de juros, ou seja, alguma substituição intertemporal no consumo.
4. Foram estimados valores positivos para a taxa de aversão ao risco.
5. Nenhuma estimação foi rejeitada pelo teste de sobreidentificação.

EXERCÍCIOS

1. Hansen e Singleton (1982) estimam o modelo *consumption based asset pricing* por GMM. Após a maximização da utilidade intertemporal de um agente representativo, sendo como variável o consumo, sujeito à sua restrição

orçamentária intertemporal, o problema se reduz a estimar os parâmetros da equação de consumo e investimento ótimos:

$$U'(c_t) = \delta E_t [R_{t+1} U'(c_{t+1})] \text{ para todo } t \quad (1)$$

em que R_{t+1} é o retorno bruto ($1 +$ taxa de retorno) do ativo em t , p_t é o preço do ativo em t , c_t é o consumo no período t , δ o desconto intertemporal e $E_t[\cdot]$ a esperança condicional [note que a taxa de retorno é $R_{t+1} = (P_{t+1} - D_{t+1})/P_t$, em que D_t é o dividendo].

- Derive esse resultado considerando um modelo de equilíbrio geral estocástico.
 - Reescreva a condição de equilíbrio tomando a função de utilidade $U(c_t) = c_t^\gamma/\gamma$.
 - Se o objetivo é estimar os parâmetros (δ, γ) por GMM, defina os momentos condicionais da população (tome como dado o vetor de instrumentos z_t).
2. Suponha um agente representativo que considera investir em um ativo arriscado ou um segundo sem risco, de modo que o sistema de equações de Euler seja:

$$E_t \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + r_{t+1}) \right] = 1$$

$$E_t \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + r_{t+1}) \right] = 1$$

Suponha que o economista use os seguintes instrumentos para estimar esse modelo pelo método GMM: constante, c_{t-1} , $\tilde{c}_{t-1}$, r_{t-1} . As séries c_t , $\tilde{c}_t$ e r_t são observadas; E_t representa o operador esperança com informações obtidas até o período t . Qual o número dos graus de liberdade do teste de sobreidentificação?

3. Utilizando os dados de consumo de bens não duráveis (proxy para c_t) dos Estados Unidos e o índice de retorno com proxy dos retornos sobre investimentos, estime no EViews por GMM os parâmetros (δ, γ) . (Hansen e Singleton utilizam como instrumentos as defasagens em 1, 2, 4 ou 6 meses dos retornos e consumo.)
- Estime o modelo usando os instrumentos sugeridos. Compare com os resultados de Hansen e Singleton (1982).
 - Compare como as estimativas variam quando o conjunto de instrumentos varia.
 - Calcule a estatística J^* . Comente o resultado desta estatística.
 - Estime o mesmo modelo por NLS e compare os resultados. Os parâmetros estimados diferem? Comente.

4. Em que casos a estimação por GMM gera resultados iguais à estimação por OLS? Derive o resultado algebricamente.
5. Nem sempre a estimação por GMM é desejável, mesmo sendo mais eficiente. Apresente pelo menos dois argumentos que comprovem tal afirmação.
6. “Se a estimação sequencial pelo GMM não converge, então as estimativas obtidas no último passo são inconsistentes”. Essa afirmação é falsa, verdadeira ou incerta? Justifique.
7. Considere o modelo $ARMA(1,1)$

$$y_t = \theta y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d. (0, \sigma^2).$$

Defina os momentos populacionais e amostrais para estimar esse modelo por GMM.

8. Issler e Piquiera (2002) estimam as equações de Euler utilizando três tipos de funções de utilidade para o caso brasileiro. Utilizando as ferramentas de GMM, reproduza os resultados dos três modelos a seguir:

$$E \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + r_{t+1}) \right] = 1 \text{ em que } i = (\text{ibov}, \text{titulospub}) \quad (\text{CRR})$$

$$\tilde{E}_t \left[\beta \left(\frac{c_t}{c_{t+1}} \right)^{-\kappa(\gamma-1)} \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{-\gamma} (1 + r_{t+1}) \right] = 1 \text{ em que } i = (\text{ibov}, \text{titulospub}) \\ (\text{Hábito Externo})$$

$$\tilde{E}_t \left[\beta \left(\frac{c_{t+1}}{c_t} \right)^{\gamma(\gamma-1)} \frac{c_t^{\gamma-1}}{c_{t+1}^{\gamma-1}} (1 + r_{titulospub,t+1}) \right] = 1 \quad (\text{Kreps-Porteus})$$

$$\tilde{E}_t \left[\frac{1}{\eta} \left\{ \left[\beta \left(\frac{c_t}{c_{t+1}} \right)^{(\gamma-1)} r_{wca,t+1} \right]^\eta - 1 \right\} \right] = 0$$

Estime os parâmetros (β, γ) , (β, κ, γ) e $(\beta, \rho, \varphi, \gamma)$, em que $\varphi = (1 - \rho)^{-1}$, $\varphi^2 = 1 - \alpha$, correspondentes a cada especificação apresentada. Apresente os valores das estatísticas dos parâmetros e a J . Utilizando o E-Views, veja se os resultados variam conforme o método de estimação adotado (kernel e janelas).

Compare os resultados com o artigo de Issler e Piquiera (2002) e com Cysne (2006).

9. Clarida, Gali e Gertler (2000) estimam a seguinte função de reação do Banco Central na determinação da taxa de juros norte-americana:

$$i_t = \bar{i}_t \delta_{t-1} + (1 - \delta_t) (\mu + \xi_1 \pi_{t-1} + \xi_2 x_{t-1}) + \varepsilon_t$$

em que $p = \bar{r} - (g_{\pi} - 1)r^e$, i_t é a taxa de juros efetiva, r a meta da taxa de juros para t , $\bar{r}$ é a meta da taxa de inflação, $\pi_{i,t}$ é a inflação entre t e $t + i$, $z_{i,t}$ é o índice do produto entre os períodos t e $t + i$.

- Como os autores chegam à especificação apresentada? Quais imposições são feitas sobre os dados?
- Defina os instrumentos e as condições de momentos. Aponte justificativas econômicas destas condições.
- Estime os parâmetros (g_{π}, g_r, g_z, μ) por GMM, nos períodos: completo, pre-Volcker (antes de 1979 : 02 inclusive) e pós Volcker.
- Comente como o parâmetro g_{π} estimado varia nestas três amostras.

VETOR AUTORREGRESSIVO – VAR

Os modelos económicos em geral são expressos por meio de diversas variáveis. Portanto, o uso de modelos univariados, como visto até o momento, é limitado para expressar modelos económicos. O vetor autorregressivo permite que se expressem modelos económicos completos e se estimem os parâmetros desse modelo. É interessante observar que os modelos em VAR definem restrições entre as equações do modelo. Estudar essas restrições e usá-las para identificar os parâmetros estruturais do VAR constitui um objetivo fundamental da metodologia.

De modo geral, pode-se expressar um modelo autorregressivo de ordem p por um vetor com n variáveis endógenas, X_t , conectadas entre si por meio de uma matriz A , conforme segue:

$$AX_t = B_0 + \sum_{i=1}^p A_i X_{t-i} + B_1 \varepsilon_t, \quad (1)$$

em que A é uma matriz $n \times n$ que define as restrições contemporâneas entre as variáveis que constituem o vetor $n \times 1$, X_t ; B_0 é um vetor de constantes $n \times 1$; B_1 são matrizes $n \times n$; B é uma matriz diagonal $n \times n$ de desvios-padrão; ε_t é um vetor $n \times 1$ de perturbações aleatórias não correlacionadas entre si contemporânea ou temporalmente, isto é:

$$\varepsilon_t = i \otimes d, \quad (0; I_n).$$

A equação (1) expressa as relações entre as variáveis endógenas, frequentemente decorrentes de um modelo económico teoricamente estruturado, e por isso chama-se *forma estrutural*. Os choques ε_t são denominados choques estruturais porque afetam individualmente cada uma das variáveis endógenas. Os choques estruturais são considerados independentes entre si porque as inter-relações entre um choque e outro são captadas indiretamente pela matriz A . Logo, a independência dos choques dá-se sem perda de generalidade.

Por causa da endogeneidade das variáveis, esse modelo é normalmente estimado em sua forma *reduzida*, isto é, estima-se o seguinte modelo:

$$X_t = A^{-1}B_0 + \sum_{i=1}^p A^{-1}B_i X_{t-i} + A^{-1}B\epsilon_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + \epsilon_t,$$

em que $\Phi_i = A^{-1}B_i$, $i = 0, 1, \dots, p$; $B\epsilon_t = A\epsilon_t$.

É conveniente visualizar melhor esse modelo por meio de um exemplo bivariado de ordem 1, inspirado em Enders (2009). A partir dessa simplificação, uma série de resultados intuitivos que valem para modelos de ordem maior pode ser desenvolvida, facilitando o entendimento da metodologia. Considere, então, o seguinte modelo bivariado:

$$\begin{aligned}y_t &= b_{10} + a_{12}z_t + b_{11}y_{t-1} + b_{12}z_{t-1} + \epsilon_{yt} \\z_t &= b_{20} + a_{21}y_t + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + \epsilon_{zt}\end{aligned}$$

Trata-se de uma especificação inicial bem razoável, pela qual as variáveis são mutuamente influenciadas uma pela outra, tanto contemporaneamente como pelos seus valores defasados. Esse modelo não pode ser estimado diretamente, já que ambas as variáveis contemporâneas z_t e y_t são individualmente correlacionadas aos erros ϵ_{yt} ou ϵ_{zt} , respectivamente. Isso ocorre porque cada uma dessas variáveis depende contemporaneamente da outra (efeito *feedback*). O objetivo do VAR é desenvolver técnicas para evitar esse problema, objetivando-se encontrar a trajetória da variável de interesse ante um choque nesses erros, ou seja, um choque estrutural.

As hipóteses assumidas para esse modelo são:

1. y_t e z_t são ambos estacionários;
2. $\epsilon_{yt} \sim \text{RR}(0,1)$ e $\epsilon_{zt} \sim \text{RR}(0,1)$;
3. $\epsilon_{yt} \perp \epsilon_{zt} \implies \text{Cov}(\epsilon_{yt}, \epsilon_{zt}) = 0$.

NOTA 6.1

O efeito *feedback* se sucede porque y_t e z_t afetam um ao outro.

O modelo apresentado está na forma *estrutural* e pode ser escrito em matrizes:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & a_{12} \\ a_{21} & 1 \end{bmatrix}}_{=A} \underbrace{\begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix}}_{=X_t} = \underbrace{\begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix}}_{=B_0} + \underbrace{\begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}}_{=B_1} \underbrace{\begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix}}_{=X_{t-1}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \epsilon_{yt} \\ \epsilon_{zt} \end{bmatrix}}_{=B\epsilon_t} \implies AX_t = B_0 + B_1X_{t-1} + B\epsilon_t.$$

A forma reduzida desse modelo simplificado é:

$$\begin{aligned} X_t &= \Phi_0 + \Phi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t; \\ \Phi_0 &= A^{-1}B_0; \\ \Phi_1 &= A^{-1}B_1; \\ Ae_t &= B\varepsilon_t. \end{aligned} \quad (2)$$

A condição de estabilidade é ter os autovalores de $(I - \Phi_1 L)$ fora do círculo unitário. Observe que, nessa especificação, não há problemas para se estimar o VAR, já que os erros transformados, e_t , não estão correlacionados aos regressores, não são autocorrelacionados, mas são contemporaneamente correlacionados entre si. De fato, é muito importante entender os erros compostos, e_t , para extrair maneiras de identificar os parâmetros adicionais que faltam. Observe que:

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = A^{-1}B\varepsilon_t = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_y \varepsilon_{yt} - a_{12} \sigma_z \varepsilon_{zt}}{1 - a_{12}a_{21}} \\ \frac{a_{21} \varepsilon_{yt} - a_{21} a_{12} \varepsilon_{zt}}{1 - a_{12}a_{21}} \end{bmatrix}.$$

Dessa forma, é fácil perceber que:

$$E(e_t) = 0;$$

$$\text{Cov}(e_t) = \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & a_{12} \\ a_{21} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_y^2 + a_{12}^2 \sigma_z^2}{(1 - a_{12}a_{21})^2} & \frac{a_{21} \sigma_y^2 - a_{12} \sigma_z^2}{(1 - a_{12}a_{21})^2} \\ \frac{a_{21} \sigma_y^2 - a_{12} \sigma_z^2}{(1 - a_{12}a_{21})^2} & \frac{\sigma_y^2 + a_{12}^2 \sigma_z^2}{(1 - a_{12}a_{21})^2} \end{bmatrix}.$$

Os erros não são autocorrelacionados, pois:

$$\text{Cov}(e_t, e_{t-i}) = E \left[\begin{pmatrix} \sigma_y \varepsilon_{yt} - a_{12} \sigma_z \varepsilon_{zt} \\ 1 - a_{12}a_{21} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_y \varepsilon_{y(t-i)} - a_{12} \sigma_z \varepsilon_{z(t-i)} \\ 1 - a_{12}a_{21} \end{pmatrix} \right] = 0,$$

$i = y, z; i \neq 0; a = a_{12}, a_{21}$ representam negação.

Ou seja, existe correlação contemporânea nos erros da regressão da forma reduzida. Mais tarde, esse fato será usado para identificar os parâmetros do modelo estrutural. De fato, quando se estima o modelo na forma reduzida, perdem-se informações a tal ponto que, sem algumas hipóteses, normalmente decorrentes da teoria econômica, é impossível identificar os parâmetros estruturais, ou seja, é impossível recuperar os parâmetros do modelo original.

NOTA 6.2

A grande questão dos modelos VAR é se, a partir da forma reduzida, consegue-se recuperar as informações contidas na forma estrutural.

Neste ponto, é preciso deixar claro por que é necessário recuperar os parâmetros estruturais. Somente por meio de modelos estruturais, corretamente identificados, é possível designar políticas econômicas cujos resultados estejam em conformidade com o esperado. Do contrário, apenas usando a forma reduzida, a imposição de determinada política poderá alterar a trajetória das variáveis em razão das expectativas racionais. Isto é, a crítica de Lucas se aplica completamente ao modelo reduzido, exceto se forem impostas hipóteses bastante particulares.

Para ter uma ideia de como funciona um sistema de variáveis aleatórias, simulou-se um VAR¹ estacionário na figura 6.1. As séries superiores são positivamente correlacionadas porque se especificaram $\phi_{11} = \phi_{21} = 0,6$ e $\phi_{12} = \phi_{21} = 0,2$. As séries inferiores são negativamente correlacionadas, pois se alterou o modelo anterior, fazendo $\phi_{12} = \phi_{21} = -0,2$.

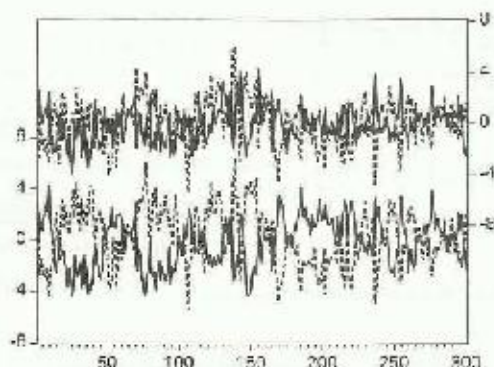


Figura 6.1 VAR (1): séries superiores – eixo à direita: $\phi_{11} = \phi_{21} = 0,6$ e $\phi_{12} = \phi_{21} = 0,2$; séries inferiores: $\phi_{12} = \phi_{21} = -0,2$. A série pontilhada: z_t .

Se ambas as séries forem estacionárias, pode-se estimar o modelo normalmente. Porém, se as séries forem não estacionárias, alguns cuidados devem ser tomadas e serão objeto do cuidadoso estudo nas próximas seções.

1. Assumindo $\sigma_{12} = 0,6$ e $\sigma_{21} = 0,2$.

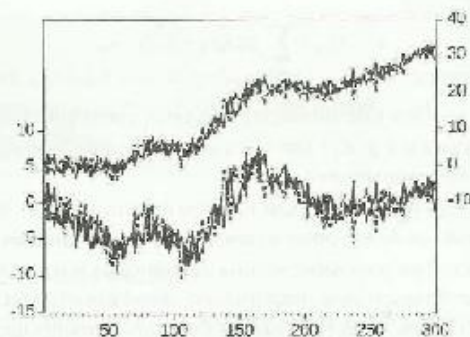


Figura 6.2. VAR (1): séries inferiores – eixo à esquerda: $\Phi = 0$, $\phi_{11} = \phi_{21} = 0,7$ e $\phi_{12} = \phi_{22} = 0,3$; séries superiores: $\phi_{10} = 0,5$. A série pontilhada: z_t .

É importante ter alguma intuição sobre como se comportam as séries multivariadas não estacionárias. Nesse caso, as raízes da polinomial devem estar sobre o círculo unitário, de forma a mostrar um passeio aleatório das séries. As séries poderão ser individualmente independentes ou estar correlacionadas entre si, como em um VAR. Assim, a Figura 6.2 mostra a simulação de um passeio aleatório com e sem *drift*. O caso com *drift* é evidenciado no conjunto superior de séries. O caso sem *drift* é evidenciado no conjunto inferior de séries. Para as séries não estacionárias e sem *drift*, impuseram-se $\Phi = 0$; $\phi_{11} = \phi_{22} = 0,7$ e $\phi_{12} = \phi_{21} = 0,3$. Para as séries com *drift*, definiu-se o modelo anterior, porém alterou-se ϕ_{10} para 0,5. Note que basta uma das constantes ser diferente de zero para que ambas as séries tenham um *drift*.

O que se nota em ambas as figuras é que as séries y_t e z_t movimentam-se conjuntamente, mesmo na presença de raiz unitária. Quando isso acontece, estuda-se o caso que se convencionou chamar de cointegração, a ser visto mais tarde.

Por enquanto, o estudo se concentra na discussão sobre o caso de variáveis estacionárias, porém deve-se mencionar que Sims (1980) e Sims, Stock e Watson (1990) admitem a mistura de variáveis estacionárias e não estacionárias em um modelo VAR. Argumentam que o VAR é uma metodologia fundamentalmente interessada nas inter-relações entre as variáveis. Logo, a forma correta de dimensionar essas inter-relações é por meio de um VAR completo, cujas variáveis são tomadas no nível, em vez de estacionarizá-las por diferenças, como foi feito no caso univariado. Trata-se de um ponto controverso e sujeita-se às necessidades da pesquisa a definição de como proceder.

A generalização do modelo para um VAR de ordem p com variáveis exógenas é direta e feita por meio da seguinte representação econométrica:

$$X_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i X_{t-i} + \Gamma Z_t + \varepsilon_t$$

em que X_t é um vetor $n \times 1$ de variáveis endógenas, como anteriormente; Γ é uma matriz de coeficientes $n \times g$; Z_t é um vetor $g \times 1$ de variáveis exógenas que pode incluir variáveis determinísticas.

Às vezes, convém transformar um VAR (p) em um VAR (1). Isso geralmente é necessário quando se deseja obter a função resposta ao impulso decorrente de um choque estrutural ou para saber se uma determinada estrutura multivariada é estacionária (a função resposta ao impulso será abordada adiante). Por outro lado, a transformação em um VAR (1) costuma facilitar as manipulações algébricas, razão pela qual se considera o seguinte exemplo:

EXEMPLO 6.1

Seja um VAR (2):

$$X_t = \Phi_0 + \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \varepsilon_t$$

Como transformá-lo em um VAR (1)? Para isso, reescreva o modelo da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} X_t \\ X_{t-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_0 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi_1 & \Phi_2 \\ I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{t-1} \\ X_{t-2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ 0 \end{bmatrix}$$

Diferentemente dos modelos univariados, que se preocupam fundamentalmente com aspectos de previsão, o VAR busca responder qual a trajetória da série, dado um *choque estrutural*. Por *trajetória*, entende-se que o pesquisador deseja saber quando um choque afeta uma série, se ela muda de patamar ou não, para que estudar vai, entre outras informações. Enquanto os detalhes desse estudo serão dados mais à frente, é preciso observar que o VAR resulta na estimação de uma infinidade de coeficientes. Um VAR (p), por exemplo, com n variáveis endógenas, teria $n + n^2 p$ coeficientes a estimar, já que as matrizes Φ_i têm dimensão $n \times n$ e as n primeiras variáveis referem-se à constante, sem contar ainda os coeficientes de possíveis variáveis exógenas e matriz de covariância.

Muitas vezes os coeficientes estimados serão estatisticamente insignificantes, até porque algumas variáveis são normalmente colineares. Entretanto deve-se evitar impor restrições aos coeficientes, sob pena de serem perdidas informações relevantes, a menos que sejam restrições econômicas bem fundamentadas.

NOTA 6.3

Discutivelmente, o VAR busca fundamentalmente a trajetória das variáveis endógenas ante um choque estrutural. Nada impede, contudo, de ser usado para previsão também.

6.1 ESPECIFICAÇÃO DE MODELO

Esta seção procura responder à seguinte questão: como selecionar a ordem p de um modelo VAR? Que critérios podem ser utilizados nessa tarefa?

Trata-se de uma tarefa difícil, porque certamente a defasagem necessária para obter “resíduos brancos” com relação à primeira variável endógena não é a mesma para obtê-los na segunda. A regra é usar tantas defasagens quantas forem necessárias para obter “resíduos brancos” em todas as variáveis endógenas. Na prática, é um evento muito difícil, pois há uma probabilidade bastante alta de que a autocorrelação de determinada variável seja diferente de zero mesmo se p for alto. Isso acontece porque, probabilisticamente, 5% dos valores estimados estariam fora do intervalo de confiança. Em contraste, usar um p muito alto, em um modelo altamente complexo em que se estimam muitos coeficientes cruzados, torna o poder do teste estatístico bastante deficiente. Em suma, bom senso e parcimônia devem ser utilizados nesse processo, embora haja alguns procedimentos objetivos a seguir, conforme discute-se agora.

Imediatamente, como no caso univariado, pode-se usar o critério de informação para definir a ordem de defasagem do modelo VAR. Considere um VAR (m), em que $m = 0, 1, 2, \dots, p_{\max}$. O problema é escolher a ordem p que minimiza a seguinte fórmula geral do critério de informação:

$$Cr(m) = \ln \left| \tilde{\Gamma}_0 \right| + c_T \varphi(m),$$

em que $\tilde{\Gamma}_0 = \frac{\tilde{\Gamma}_0 - \tilde{\Gamma}_0^*}{T}$; c_T é uma sequência que depende do tamanho da amostra; $\varphi(m)$ é uma função que penaliza VAR de grandes ordens. Por exemplo, $\varphi(m)$ pode representar o número de parâmetros estimados no modelo VAR.

NOTA 6.4

Como no caso univariado, o tamanho amostral tem de ser mantido constante para tornar o critério de informação comparável entre diferentes defasagens. Logo, o tamanho da amostra, comum a todas as ordens, será $T = p_{\max}$.

A versão multivariada dos critérios AIC , BIC e HQ é uma generalização da versão univariada da seguinte forma:

$$\begin{aligned} AIC(m) &= \ln \left| \widehat{\Gamma}_0(m) \right| + \frac{2}{T} mn^2; \\ BIC(m) &= \ln \left| \widehat{\Gamma}_0(m) \right| + \frac{\ln T}{T} mn^2; \\ HQ(m) &= \ln \left| \widehat{\Gamma}_0(m) \right| + \frac{\ln \ln T}{T} 2mn^2, \end{aligned}$$

em que mn^2 é o número total de parâmetros estimados em todas as equações.

De novo, o critério AIC superestima assintoticamente a ordem do VAR com probabilidade positiva, ao passo que os dois últimos critérios estimam a ordem consistentemente sob hipóteses bem gerais, caso o processo gerador de dados tiver uma ordem finita no VAR e se $p_{max} > p$, em que p é a verdadeira ordem do modelo.

Lütkepohl e Krätzig (2004) comentam que, para $T \geq 16$, a seguinte relação ocorre, mesmo para pequenas amostras:²

$$\widehat{p}(BIC) \leq \widehat{p}(HQ) \leq \widehat{p}(AIC).$$

Há outra maneira de escolher a ordem de defasagem, seguindo a ideia dos modelos univariados, em que se aplicam testes sequenciais para definir a ordem p do modelo VAR. Para começar, estabeleça o p_{max} e considere $H_0: \Phi_{p_{max}} = 0 \times H_1: \Phi_{p_{max}} \neq 0$. Se o teste não for rejeitado, repete-se o procedimento considerando $p_{max} - 1$. Quando a nula for rejeitada, terá sido encontrada a ordem de defasagem do modelo.

O problema desse procedimento é estabelecer p_{max} . Se p_{max} é muito pequeno, os resíduos estimados não serão um ruído branco quando se fizerem os testes sobre eles, pós-estimação. Contudo, se p_{max} é muito grande, o impacto sobre a probabilidade de erros como um todo poderá ser severamente afetado, de modo que é difícil confiar nos intervalos de confiança gerados. Pode-se confiar apenas parcialmente nesses testes, porém, como já foi mencionado, nada substituirá o bom senso do pesquisador para definir quais parâmetros serão considerados insignificantes. Procurando esclarecer melhor esse assunto, quando há muitos parâmetros estimados, resultado de um excesso de defasagens, a matriz de covariância dos parâmetros tende a gerar intervalos de confiança bastante largos, conduzindo a erros do tipo II.

2. O programa EViews possui uma opção automática de seleção da defasagem, exatamente conforme descrito aqui. Inclui também testes pela mesma razão, como descrito na próxima seção.

EXEMPLO 6.2

Considere o seguinte vetor de variáveis $Z_t = [y_t, e_t, \pi_t, i_t]$, em que y_t representa o lúcio do produto, e_t a variação cambial, π_t a taxa de inflação e i_t a taxa de juros (fêlic), todas as variáveis em base mensal. Modelos VAR com essas variáveis são comuns na literatura macroeconômica. No Brasil, Minella et al. (2003) estima um modelo semelhante para diversos períodos anteriores ao deste exemplo. Os critérios de Akaike e Schwarz para esse modelo são apresentados a seguir:

Defasagens	Akaike	Schwarz
1	-22,088	21,451
2	-22,498	-26,542
3	-22,026	-20,343
4	-21,566	-19,146
5	-20,943	-18,179
6	-20,788	-17,470

Nessas condições, o modelo indica duas defasagens, segundo o critério Akaike, e uma defasagem, segundo o critério BIC.

EXEMPLO 6.3

Considere o exemplo de endogeneidade estudado no capítulo sobre GMM. Por conveniência, lembre-se de que o modelo foi simulado da seguinte forma:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$x_t = \delta y_t + v_t$$

em que ε_t e v_t são ambos ruídos brancos independentes.

Pode-se mais vezes esse modelo na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -\phi & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ v_t \end{bmatrix}.$$

Reescrevendo o modelo na forma reduzida, tem-se:

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi & 0 \\ \delta\phi & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ v_t \end{bmatrix}.$$

No momento de estimar o modelo, a matriz de coeficientes Φ_1 conterá quatro coeficientes estimados. Espera-se que os coeficientes da coluna 2 sejam

insignificantes e que os coeficientes da coluna 1 satisficam aproximadamente a seguinte restrição:

$$\phi_{1,1} = \hat{\phi};$$

$$\phi_{2,1} = \delta\hat{\phi},$$

em que δ e ϕ são valores usados na simulação. No caso da simulação, definiam-se $\delta = 0,1$ e $\phi = 0,8$.

Estimando-se o VAR (1), obtêm-se os seguintes coeficientes e desvios-padrão (entre parênteses):

$$\begin{bmatrix} y_t \\ x_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,794 & 0,097 \\ 0,222 & 0,032 \\ 0,677 & -0,002 \\ 0,272 & 0,058 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \hat{e}_{y,t} \\ \hat{e}_{x,t} \end{bmatrix}.$$

Note que os coeficientes da coluna 2 são não significantes e que os da coluna 1 são significantes e têm o valor aproximado que era esperado:

$$\phi_{1,1} = 0,8;$$

$$\phi_{2,1} = 0,1 \times 0,8 = 0,08.$$

6.2 TESTANDO HIPÓTESES

A ideia de testar hipóteses em modelos multivariados é muito semelhante à do caso univariado. A diferença é que, em vez de calcular a soma dos quadrados dos resíduos, calcula-se o determinante da matriz de covariância dos resíduos do modelo restrito e do não restrito, como foi aprendido no caso univariado.

Para iniciar o teste, convém explicitar o modelo geral, com p defasagens, uma constante e g variáveis exógenas, conforme a equação a seguir:

$$X_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + GZ_t + e_t.$$

DEFINIÇÃO 6.1

O modelo anterior é estacionário se os autovalores da polinomial $\sum_{i=1}^p \phi_i L^i$ estiverem dentro do círculo unitário.²

3. O EViews mostra esses autovalores graficamente também.

Uma vez especificado o modelo não restrito, estabelecem-se as restrições a serem impostas e seguem-se os procedimentos de teste:

1. Estima-se o modelo sem restrição e calcula-se a matriz de covariância dos resíduos, denotada por $\hat{\Sigma}_u$. Essa matriz tem a mesma dimensão do número de variáveis endógenas ou que compõem o vetor X_t . Ou seja, a matriz $\hat{\Sigma}_u$ terá dimensão $n \times n$;
2. Em seguida, estima-se o modelo com restrição, excluindo $k \leq g$ variáveis exógenas e/ou m defasagens, e calcula-se a matriz de covariância dos resíduos $n \times n$: $\hat{\Sigma}_r$;
3. Calcula-se a razão de verossimilhança da seguinte forma:

$$LR = (T - c) \left(\log \left[\hat{\Sigma}_r \right] - \log \left[\hat{\Sigma}_u \right] \right) \rightarrow \chi^2_r$$

em que T é o número de observações utilizadas na regressão; $c = 1 + g + mp$ é o número de parâmetros estimados em cada equação do sistema não restrito, incluindo a constante e as variáveis exógenas; $r = mn^2 + kn$ é o número de restrições no sistema.

EXEMPLO 6.4

Suponha um sistema de n equações com número máximo de defasagens $p = 6$. Deseja-se testar se $p = 4$. Imaginando um sistema com constante e sem variáveis exógenas, $c = 1 + pn = 1 + 6n$. O número de restrições é dado pela quantidade de parâmetros que se deixa de estimar no modelo restrito que é de $r = mn^2 - 2n^2$.

Convencionalmente, se o valor calculado da estatística LR for menor que o valor tabelado, não se pode rejeitar a hipótese nula.

6.3 INFERÊNCIA

A inferência sobre os coeficientes estimados em modelos multivariados tem algumas particularidades bastante diferentes dos modelos univariados. A mensagem importante é que se pode proceder a inferências estatísticas sobre os coeficientes individual ou coletivamente, mesmo ante a existência de variáveis endógenas não estacionárias de ordem 1, sempre que o modelo puder ser reescrito de maneira que os coeficientes sob inspeção passem a multiplicar variáveis estacionárias (veja Sims,

4. Do contrário, $c = pn$.

Stock e Watson, 1990). Essa conclusão não é muito convencional e, na verdade, é bastante surpreendente. Antes de discutir um pouco mais formalmente esse problema, considere o seguinte exemplo que procura esclarecer o ponto.

EXEMPLO 6.5

Sejam $y_t \sim I(1)$ e $z_t \sim I(1)$ na seguinte equação extraída da primeira linha de um VAR(2) bivariado:

$$y_t = \phi_{11,2}y_{t-1} + \phi_{12,2}z_{t-1} + \phi_{11,2}y_{t-2} + \phi_{12,2}z_{t-2} + \varepsilon_{1t}$$

O subíndice depois da vírgula designa a defasagem a que pertence a matriz Φ . Os números antes da vírgula indicam a coordenada a que pertence aquele coeficiente.

É possível fazer inferências sobre os coeficientes $\phi_{11,2}$ e $\phi_{12,2}$ desse modelo. Para isso, adicione e subtraia $\phi_{12,2}y_{t-1}$ e $\phi_{11,2}z_{t-1}$:

$$\begin{aligned} y_t &= \phi_{11,2}y_{t-1} + \phi_{12,2}y_{t-1} + \phi_{12,2}z_{t-1} + \phi_{11,2}z_{t-1} \\ &+ (\phi_{11,2}y_{t-2} - \phi_{12,2}y_{t-1} + \phi_{12,2}z_{t-2} - \phi_{11,2}z_{t-1}) + \varepsilon_{1t} = \\ &= (\phi_{11,1} + \phi_{11,2})y_{t-1} + (\phi_{12,1} + \phi_{12,2})z_{t-1} + \\ &+ \phi_{11,2}\Delta y_{t-1} - \phi_{12,2}\Delta z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \end{aligned}$$

Como Δy_{t-1} e Δz_{t-1} são ambas variáveis estacionárias, pode-se testar conjuntamente por $I = \text{Stacionária}$, por exemplo, a hipótese $\phi_{11,2} = \phi_{12,2} = 0$, isto é, se o modelo é, de fato, um VAR(2).

Essa forma de transformação é usada para indicar que tipo de inferência pode ser feita. No modelo, pouco se pode dizer a respeito dos coeficientes que multiplicam as variáveis não estacionárias y_{t-1} e z_{t-1} depois da transformação.

Pode-se estimar cada equação por mínimos quadrados ordinários se os erros não forem serialmente correlacionados. Estimções por mínimos quadrados ordinários são consistentes e assintoticamente eficientes. Como as regressões à direita são todos iguais, a estimação pelo método SUR (*seemingly unrelated regression*) não contribuiria adicionalmente à eficiência do método de estimação.

Sob condições convencionais,⁵ pode-se mostrar que a matriz de coeficientes estimados $\hat{\Phi} = [\hat{\Phi}_1 : \hat{\Phi}_2 : \dots : \hat{\Phi}_k]$ satisfaz:

5. Essas condições, bem como as demais propriedades discutidas nesta seção, podem ser vistas em Lütkepohl (2005, seções 7.2 e 7.6), Enders (2012, p. 285-287), Lütkepohl e Kritzlitz (2004, seção 3.3), Sims, Stock e Watson (1990) e nas referências indicadas por esses autores.

$$\sqrt{T}vec(\hat{\Phi} - \Phi) \xrightarrow{d} N(0, \Sigma_{\Phi}),$$

em que vec é um operador que empilha as colunas de uma matriz umas sobre as outras.

O estimador por mínimos quadrados ordinários de variáveis $I(1)$ tem a mesma distribuição assintótica do estimador de variáveis $I(0)$, com uma diferença: a matriz de covariância dos coeficientes de variáveis não estacionárias é singular. Nessas circunstâncias, é possível testar os coeficientes dos modelos individualmente usando-se o teste t . Entretanto, em geral, hipóteses conjuntas não podem ser estimadas, porque é possível que tenham uma distribuição degenerada, conforme já mostrado.

NOTA 6.5

Em um modelo multivariado com variáveis não estacionárias, inferências sobre hipóteses conjuntas só poderão ser feitas se o modelo puder ser representado de tal forma que os coeficientes a serem testados passem a multiplicar variáveis estacionárias. Como consequência, algumas hipóteses podem ser testadas convencionalmente e outras não, tanto pelo teste F como pelo teste χ^2 .

Quando o modelo contém variáveis determinísticas, a distribuição dos parâmetros dessas variáveis também não é convencional, portanto, certas hipóteses não podem ser testadas.

Cabe agora alguma intuição sobre a razão de se poder testar normalmente os coeficientes individuais de um modelo multivariado não estacionário, porém não ser possível fazer o mesmo quando se trata de um modelo univariado não estacionário. A questão fundamental é perceber que, em um modelo multivariado, a não estacionaridade emerge ou se verifica quando um dos autovalores da matriz de coeficientes está sobre ou fora do círculo unitário. No modelo univariado, os autovalores se confundem com as raízes da equação característica, enquanto no modelo multivariado isso não chega a ocorrer estritamente. O exemplo a seguir procura esclarecer essa afirmação.

EXEMPLO 6.6

Considere o seguinte modelo VAR(1):

$$X_t = \begin{bmatrix} 0,7 & 0,3 \\ 0,3 & 0,7 \end{bmatrix} X_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Os autovalores da matriz Φ_1 são 1 e 0,4. Trata-se, portanto, de um modelo multivariado não estacionário. Esses autovalores estão associados aos coeficientes da matriz Φ_1 , porém indiretamente. Logo, a estatística t permanece válida para a inferência individual dos coeficientes.

6.4 VERIFICAÇÃO

Os testes de diagnóstico de resíduos dos modelos univariados podem ser generalizados para o caso multivariado. Esta seção discute um subconjunto desses testes.

Cabe observar que a generalização é praticamente direta e, muitas vezes, evidente. A dificuldade maior talvez seja enxergar as matrizes de interesse para cada teste em particular. A seguir, é apresentado um resumo de cada um dos testes.

6.4.1 Teste de Ljung-Box

O teste de autocorrelação de Ljung-Box tem a mesma lógica do modelo univariado, porém preocupa-se em determinar se as autocorrelações multivariadas são nulas. Assim, a hipótese nula desse teste é:

$$H_0: E\left(e_t e'_{t-j}\right) = 0, \text{ para todo } j = 1, 2, \dots, J > p.$$

versus

$$H_1: E\left(e_t e'_{t-j}\right) \neq 0, \text{ para algum } j.$$

A estatística do teste é parecida com a de Ljung-Box:

$$Q = T \sum_{j=1}^J \text{tr} \left(\widehat{\Gamma}_j' \widehat{\Gamma}_0^{-1} \widehat{\Gamma}_j \widehat{\Gamma}_0^{-1} \right) \xrightarrow{d} \chi^2_{p(J-p)}.$$

em que $\widehat{\Gamma}_j = \frac{\sum_{t=j+1}^T e_t e'_{t-j}}$ é a matriz de autocovariância na defasagem j .

Alternativamente, usa-se a estatística de Ljung-Box ajustada, que, potencialmente, apresenta melhores propriedades para pequenas amostras:

$$Q = T^2 \sum_{j=1}^J \frac{1}{T-j} \text{tr} \left(\widehat{\Gamma}_j' \widehat{\Gamma}_0^{-1} \widehat{\Gamma}_j \widehat{\Gamma}_0^{-1} \right) \xrightarrow{d} \chi^2_{p(J-p)}.$$

Ambas as estatísticas existem no Eviews, e o exemplo a seguir mostra isso.

EXEMPLO 6.7

Considere o modelo não estacionário sem *drift* simulado no início deste capítulo. Estimado o modelo, verificam-se os resíduos usando-se esses testes. O Eviews permite calcular esses valores automaticamente, e o resultado é dado na tabela a seguir:

Defasagens	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0,196	NA	0,197	NA	NA
3	7,037	0,531	7,121	0,524	8
9	22,962	0,497	22,751	0,886	32
12	32,360	0,903	33,139	0,884	44

O símbolo "df" representa o número de graus de liberdade para a distribuição χ^2 . É importante notar nesse exemplo que, embora o modelo seja não estacionário por construção, as autocorrelações caem rapidamente, de modo que o teste de Ljung-Box rejeita a nula de existência de autocorrelação serial. Esse é um resultado que não ocorreria em um modelo univariado.

NOTA 6.6

Os parâmetros do vetor de cointegração de um modelo VECM (a ser visto mais tarde) não contam para a definição do número de graus de liberdade.

NOTA 6.7

Se l é muito pequeno, a aproximação à distribuição será bastante pobre, ao passo que um valor alto para l pode resultar em perda de poder.

NOTA 6.8

Notando que a diferença fundamental entre as estatísticas de Ljung-Box pura e ajustada é dada pelo fator

$$\frac{T}{T-j} = \left(1 - \frac{j}{T}\right)^{-1},$$

convém observar que a estatística tende a ser muito alta para valores de j mais elevados, contribuindo para a rejeição da hipótese nula. Por isso, é preciso ser pacimonioso quanto ao valor que j toma.

6.4.2 Teste de Breusch-Godfrey

O objetivo é testar se existe autocorrelação de resíduos no modelo:

$$\hat{e}_t = \Theta_1 \hat{e}_{t-1} + \Theta_2 \hat{e}_{t-2} + \cdots + \Theta_h \hat{e}_{t-h} + u_t$$

e verificar se:

$$H_0: \Theta_1 = \Theta_2 = \cdots = \Theta_h = 0 \times H_1: \Theta_1 \neq 0 \vee \Theta_2 \neq 0 \vee \cdots \vee \Theta_h \neq 0.$$

Para isso, utiliza-se a regressão auxiliar:

$$\begin{aligned} \hat{e}_t &= \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \cdots + \Phi_p X_{t-p} + \\ &+ \Theta_1 \hat{e}_{t-1} + \Theta_2 \hat{e}_{t-2} + \cdots + \Theta_h \hat{e}_{t-h} + u_t. \end{aligned}$$

Para entender o processo de obtenção da regressão auxiliar, veja Johnston e Dinardo (1997, p. 182-187). Basicamente, a ideia é a seguinte: trata-se de um teste de multiplicador de Lagrange, LM. Para executá-lo, é sempre necessário estimar $\hat{e}_t$ contra o gradiente da função de verossimilhança. No presente caso, esse gradiente é formado pela matriz $[X_{t-1} \ X_{t-2} \ \cdots \ X_{t-p} \ \hat{e}_{t-1} \ \hat{e}_{t-2} \ \cdots \ \hat{e}_{t-h}]$. Johnston e Dinardo comentam que uma importante característica desse teste é funcionar simultaneamente contra a hipótese alternativa de um processo MA (q) para os resíduos.

O teste é executado em dois estágios. No primeiro, estima-se o modelo completo por mínimos quadrados ordinários, de forma que os $\hat{e}_t$ s em que $t < 0$ são substituídos por zero. Desse modelo, calcula-se:

$$\hat{\Sigma}_u = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t'}{T}.$$

Em seguida, estima-se o modelo impondo-se a hipótese nula para serem obtidos os resíduos restritos, $\hat{u}_t^r$, e calcula-se:

$$\hat{\Sigma}_e = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{u}_t^r \hat{u}_t^{r'}}{T}.$$

O teste LM é definido como:

$$LM_h = T \left[n - \text{tr} \left(\hat{\Sigma}_e \hat{\Sigma}_u^{-1} \right) \right] \xrightarrow{d} \chi_{h(n-h)}^2.$$

O exemplo a seguir esclarece esse teste.

EXEMPLO 6.8

Considere o modelo não estacionário sem *drift* simulado no início deste capítulo. Estimado o modelo, verificam-se os resíduos usando-se o teste LM. O Eviews permite calcular esses valores automaticamente, e o resultado é dado na tabela a seguir:

Defasagens	Q-Stat	Prob.	df
1	1,678	0,795	4
3	6,523	0,887	12
6	4,208	1,000	36
12	4,282	1,000	48

O Eviews reporta o resultado das probabilidades com n^2 graus de liberdade. Por isso, é preciso olhar a tabela correta. A tabela anterior contém as probabilidades corretas, mas se fossem usados n^2 a hipótese nula não seria rejeitada também. No caso do exemplo, como não se rejeita a nula com menos graus de liberdade do que seria correto, com mais razão não se a rejeitaria se o número de graus de liberdade fosse ainda maior.

6.4.3 Teste de Normalidade

Para entender o teste, é preciso observar que a assimetria e a curtose, respectivamente os momentos 3 e 4, têm uma distribuição normal. Ou seja, defina os momentos 3 e 4 conforme segue:

$$m_3 = (m_{31}, m_{32}, \dots, m_{3n})', \text{ com } m_{3j} = \frac{\sum_{i=1}^T \epsilon_{ij}^3}{T},$$

$$m_4 = (m_{41}, m_{42}, \dots, m_{4n})', \text{ com } m_{4j} = \frac{\sum_{i=1}^T \epsilon_{ij}^4}{T}.$$

Pode-se demonstrar, então, que essas medidas têm a seguinte distribuição:

$$\sqrt{T} \begin{pmatrix} m_3 \\ m_4 - 3_n \end{pmatrix} \sim N \left[0, \begin{pmatrix} 6I_n & 0 \\ 0 & 24I_n \end{pmatrix} \right],$$

em que $3_n = (3, 3, \dots, 3)'$ é um vetor $n \times 1$ de 3s.

Trata-se, mais uma vez, da versão multivariada do teste de Jarque-Bera.

Na prática, primeiro deve-se obter a matriz de covariância dos resíduos estimados:

$$\widehat{\Sigma}_e = \frac{\sum_{t=1}^T (\widehat{e}_t - \bar{\widehat{e}}_t)(\widehat{e}_t - \bar{\widehat{e}}_t)'}{T}.$$

Em seguida, deve-se calcular sua matriz raiz quadrada: $\widehat{\Sigma}_e^{1/2}$. No caso da matriz de covariância, isso é imediato, pois estamos diante de uma forma quadrática. Tecnicamente, trata-se de usar procedimentos matemáticos de ortogonalização de matrizes para se obter a matriz raiz quadrada, a partir dos autovetores da matriz de covariância. Deve-se observar que o termo $\bar{\widehat{e}}_t$ é desnecessário na presença de interceptos no modelo VAR. Essa matriz deve ser utilizada para padronizar os resíduos, conforme segue:

$$\widehat{e}_t^* = \widehat{\Sigma}_e^{-1/2} (\widehat{e}_t - \bar{\widehat{e}}_t).$$

Em seguida, devem-se calcular a assimetria, $\widehat{m}_3$, e a curtose, $\widehat{m}_4$, dos n resíduos:

$$\begin{aligned}\widehat{m}_3 &= (\widehat{m}_{31}, \widehat{m}_{32}, \dots, \widehat{m}_{3n})', \text{ com } \widehat{m}_{3i} = \frac{\sum_{t=1}^T (\widehat{e}_{it}^*)^3}{T}, \\ \widehat{m}_4 &= (\widehat{m}_{41}, \widehat{m}_{42}, \dots, \widehat{m}_{4n})', \text{ com } \widehat{m}_{4i} = \frac{\sum_{t=1}^T (\widehat{e}_{it}^*)^4}{T}.\end{aligned}$$

As estatísticas são dadas por:

$$s_3^2 = T \frac{\widehat{m}_3' \widehat{m}_3}{6}; \quad s_4^2 = T \frac{(\widehat{m}_4 - 3n)' (\widehat{m}_4 - 3n)}{24}.$$

Ambas as estatísticas têm distribuição χ_n^2 sob a nula: $s_3^2 = s_4^2 = 0$. Portanto, podem-se testar individualmente as estatísticas usando-se a distribuição χ_n^2 .

Alternativamente, pode-se usar a distribuição conjunta de ambos os testes, $J_{B_{3n}} = s_3^2 + s_4^2$:

$$J_{B_{3n}} = s_3^2 + s_4^2 \xrightarrow{d} \chi_{2n}^2.$$

Esse procedimento foi sugerido por Doornik e Hansen (1994). E, embora Lutkepohl (2005) proponha a normalização dos resíduos usando a fatorização de Cholesky, os primeiros autores criticam o segundo com o argumento de que tal fatorização depende da ordem das variáveis, o que, por sua vez, pode alterar a estatística do teste.

EXEMPLO 6.9

Considere o modelo não estacionário sem *drift* simulado no início deste capítulo. Estimado o modelo, verificam-se os resíduos usando-se o teste LM.

A expectativa de previsão dos erros é zero. E o erro quadrático médio de previsão é dado por:

$$\Sigma_x(h) = E(X_{t+h} - \hat{X}_{t+h|t})(X_{t+h} - \hat{X}_{t+h|t})' = \sum_{j=0}^{h-1} \Psi_j \Sigma \Psi_j'$$

O resultado ocorre porque a matriz de erros não é autocorrelacionada.

Se o processo é estacionário, a incerteza da previsão é limitada, mesmo para previsões de longo prazo. Filosoficamente, isso é interessante porque se sabe, assim, que o erro de previsão mais distante tem um limite bem-definido. Por outro lado, processos integrados têm erro de previsão indeterminado quando o horizonte se eleva, mas isso não exclui a possibilidade de que a previsão de alguns componentes ou combinações lineares de variáveis integradas tenha o erro de previsão limitado também.

Na presença de variáveis exógenas, entre as quais algumas determinísticas, pode-se estender a fórmula anterior facilmente. No caso das determinísticas, por definição conhecem-se suas trajetórias futuras. No caso de variáveis exógenas estocásticas, é preciso definir um modelo para elas, com o modelo multivariado. Se tais variáveis estiverem sob o controle pleno do tomador de decisões, pode ser desejável prever a trajetória das endógenas condicionalmente a uma trajetória futura específica das exógenas.

EXEMPLO 6.10

Considere o seguinte modelo VAR(1), estimado a partir do modelo simulado sem *drift*:

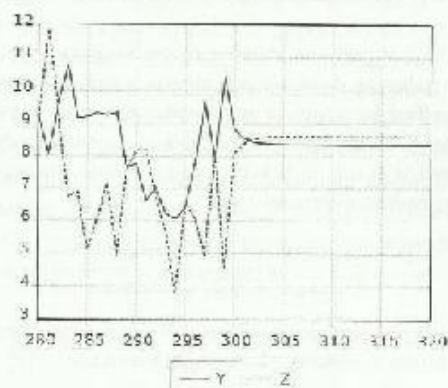
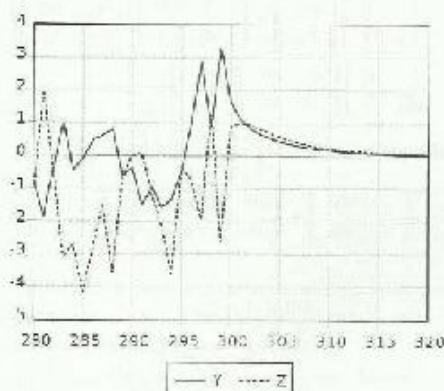
$$X_t = \begin{bmatrix} 0,694 & 0,532 \\ 0,298 & 0,676 \end{bmatrix} X_{t-1}.$$

Usando esse modelo para prever 20 passos à frente, tem-se a configuração apresentada na Figura 6.3.

É importante notar que as variáveis são não estacionárias e convergem para a previsão multivariada do último valor. Em contraposição, considere o seguinte modelo VAR(1), estimado a partir do modelo simulado estacionário:

$$X_t = \begin{bmatrix} 0,578 & 0,186 \\ 0,284 & 0,611 \end{bmatrix} X_{t-1}.$$

Usando o modelo para prever 20 passos à frente, a Figura 6.4 mostra que as variáveis convergem para sua média de longo prazo, ao redor de zero.

Figura 6.3 Previsão de y e z 20 passos à frente.Figura 6.4 Previsão de y e z 20 passos à frente.

6.6 FUNÇÃO RESPOSTA AO IMPULSO

De modo geral, o modelo VAR não permite identificar todos os parâmetros da forma estrutural, a não ser que se imponham restrições adicionais. Para ver isso, observe que no sistema restrito dado pela equação (2) conseguem-se estimar seis parâmetros na equação da média, mais $VAR(e_1)$, $VAR(e_2)$ e $Cov(e_1, e_2)$, ou seja, há nove parâmetros estimados. No sistema primitivo, contudo, há dez parâmetros a

calcular, além dos oito coeficientes estruturais, há ainda as variâncias de cada um dos choques.

Assim, Sims (1980) sugere um sistema recursivo para identificar o modelo. Trata-se, em outras palavras, de impor que alguns coeficientes sejam iguais a zero, de certa forma. Geralmente, usam-se argumentos econômicos para definir quais deles são iguais a zero. A sugestão de Sims impõe que o efeito *feedback* seja limitado. No caso mais simples, o de um modelo bivariado, poder-se-ia impor, por exemplo, que $a_{12} = 0$. Como resultado, o modelo fica:

$$\begin{aligned}y_t &= b_{10} + b_{11}y_{t-1} + b_{12}z_{t-1} + \varepsilon_{1t} \\z_t &= b_{20} + a_{21}y_t + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + \varepsilon_{2t}.\end{aligned}$$

Essa restrição é importante porque torna os parâmetros estruturais restantes identificáveis, conforme se observa no exemplo bivariado:

$$\begin{aligned}A^{-1} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} = \\ \begin{bmatrix} y_t \\ z_t \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{10} \\ b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ z_{t-1} \end{bmatrix} + \\ &\quad \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_y & 0 \\ 0 & \sigma_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

Sabendo-se ainda que $a_{12} = 0$, os erros reduzidos ficam

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} \varepsilon_{2t} \\ \sigma_z \varepsilon_{1t} - a_{21} \sigma_y \varepsilon_{2t} \end{bmatrix},$$

de modo que

$$\begin{aligned}\text{var}(y_t) &= \sigma_y^2; \\ \text{cov}(y_t, z_t) &= -a_{21} \sigma_y^2; \\ \text{var}(z_t) &= \sigma_z^2 + a_{21}^2 \sigma_y^2.\end{aligned}$$

Essas três equações combinam-se às demais estimativas para identificar o modelo. Ou seja, usando essas três equações mais as equações a seguir, identificam-se os parâmetros estruturais do modelo.

$$\begin{aligned}\phi_{10} &= b_{10}; & \phi_{20} &= b_{20} - b_{10}a_{21}; \\ \phi_{11} &= b_{11}; & \phi_{21} &= -a_{21}b_{11} + b_{21}; \\ \phi_{22} &= -a_{21}b_{12} + b_{22}.\end{aligned}$$

A metodologia proposta por Sims pode ser generalizada para um vetor com n variáveis endógenas. Trata-se de uma maneira triangular de decompor os resíduos, chamada *decomposição de Cholesky*.

No caso de n variáveis endógenas, a matriz de covariância é de dimensão $n \times n$. As condições de identificação requerem a imposição de $\frac{n(n-1)}{2}$ restrições. Como a decomposição de Cholesky é triangular, forçando que a porção superior da diagonal tenha zeros, isso equivale a impor as restrições requeridas. O problema dessa imposição é definir a ordenação das variáveis, que é arbitrário, ainda que atribuída a razões econômicas. A ordenação das variáveis define a forma das restrições, de modo que diferentes ordenações geram diferentes restrições.

Se os autovalores da polinomial $(I - \sum_{i=1}^p \Phi_i L^i)$ estiverem fora do círculo unitário, pode-se escrever um VAR(p) como um vetor de médias móveis infinito VMA(∞). Assim, considerando o exemplo de VAR(1) bivariado, tem-se:

$$X_t = \bar{X} - \sum_{i=0}^{\infty} \Phi_1^i e_{t-i} = \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \frac{\Phi_1^i}{1 - a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_1 e_{1,t-i} \\ \sigma_2 e_{2,t-i} \end{bmatrix},$$

em que $\bar{X} = (I - \Phi_1)^{-1} \Phi_2$ é a média de longo prazo.

Defina a matriz

$$\Psi_1 = \frac{\Phi_1^i}{1 - a_{12}a_{21}} \begin{bmatrix} 1 & -a_{12} \\ -a_{21} & 1 \end{bmatrix}.$$

Desse modo:

$$\begin{aligned} X_t &= \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \Psi_1^i e_{t-i} \\ &= \bar{X} + \sum_{i=0}^{\infty} \begin{bmatrix} \psi_{11,i} & \psi_{12,i} \\ \psi_{21,i} & \psi_{22,i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_1 e_{1,t-i} \\ \sigma_2 e_{2,t-i} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Os elementos da matriz Ψ_1 são os multiplicadores de impacto de um choque sobre as variáveis endógenas. Assim, o impacto total de um choque de e_{1t} sobre $y_{1,t+h}$ é dado pela soma dos coeficientes $\psi_{11,i}$, $i = 0, 1, 2, \dots, h$. E sobre $y_{2,t}$, devem-se somar os coeficientes $\psi_{21,i}$. Os coeficientes, quando desenhados em um gráfico contra i , geram a função resposta ao impulso. A soma dos coeficientes, quando desenhada em um gráfico contra i , gera a função resposta ao impulso acumulada.

O exemplo estacionário anterior com correlação positiva será usado para gerar os gráficos da função resposta ao impulso. Inicialmente, impõe-se à simulação que $a_{12} = 0$ e $a_{21} = 0,8$. Em seguida, estima-se o modelo simulado e gera-se a função resposta ao impulso usando-se a decomposição de Cholesky, que assume $a_{12} = 0$. Isso está caracterizado na Figura 6.3.

Deve-se observar que o choque em z_t não tem efeito contemporâneo em y_t , por construção da hipótese de identificação, justamente refletindo que $a_{12} = 0$, conforme se vê a partir da especificação estrutural. É também interessante observar que o efeito se dissipa ao longo do tempo muito rapidamente.

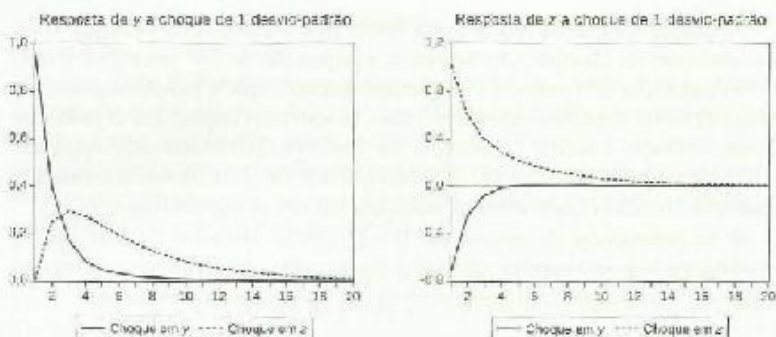


Figura 6.5 Função resposta ao impulso – decomposição de Cholesky.

Função Resposta ao Impulso entre 2 Desvios-padrão

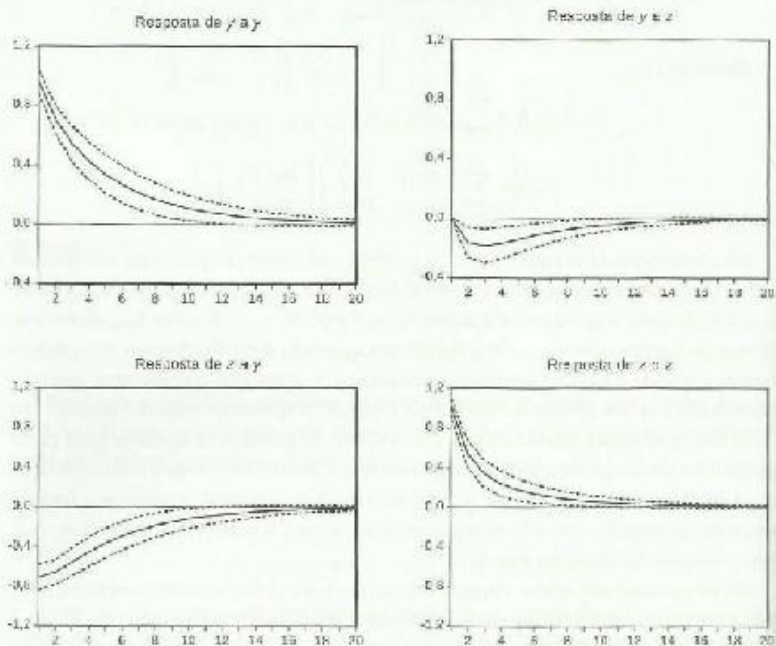


Figura 6.6 Função resposta ao impulso e intervalo de confiança.

Função Resposta ao impulso entre 2 Desvios padrão

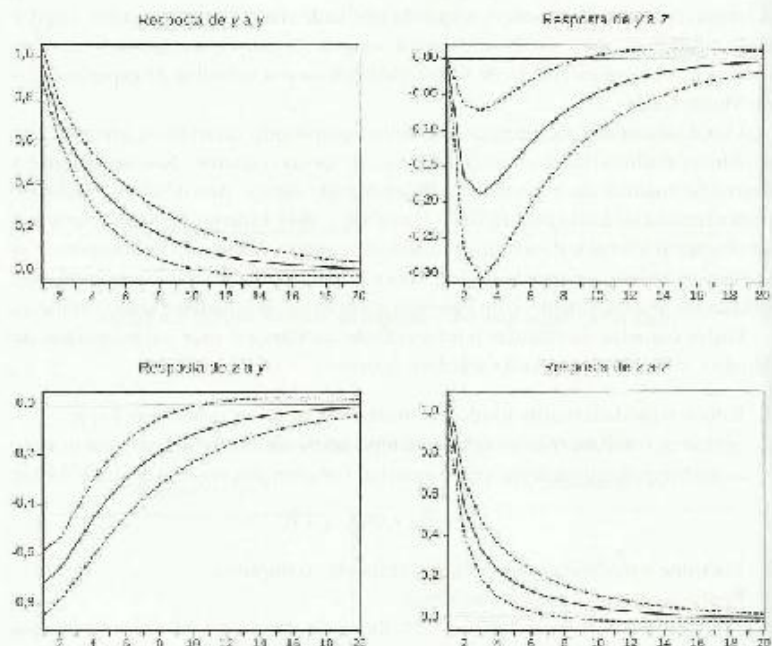


Figura 6.7 Desvio-padrão Monte Carlo – decomposição de Cholesky. Séries simuladas assumindo-se $\phi_{12} = 0$ e $\phi_{12} = \phi_{21} = 0,2$, 1.000 repetições.

Calcule o erro de previsão:

$$\hat{X}_{t+h} - L_t(\hat{X}_{t+h}) = \sum_{i=0}^{h-1} \Psi_i \varepsilon_{t+h-i}.$$

Esmiuçando apenas y_{t+h} :

$$\begin{aligned} y_{t+h} - E_t(y_{t+h}) &= \psi_{0,h} \varepsilon_{t+h} + \psi_{1,h} \varepsilon_{t+h-1} + \cdots + \psi_{h-1,h} \varepsilon_{t+1} \\ &= \psi_{0,h} \varepsilon_{t+h} + \psi_{1,h} \varepsilon_{t+h-1} + \cdots + \psi_{h-1,h} \varepsilon_{t+1}. \end{aligned}$$

Temos:

$$\begin{aligned} \sigma_y^2(h) &= \sigma_\varepsilon^2 (\psi_{0,h}^2 + \psi_{1,h}^2 + \cdots + \psi_{h-1,h}^2) = \\ &= \sigma_\varepsilon^2 (\psi_{0,h}^2 + \psi_{1,h}^2 + \cdots + \psi_{h-1,h}^2). \end{aligned}$$

restringir a um deles, o chamado modelo VARI, para verificar o impacto que variáveis como a variação da taxa de câmbio nominal e a taxa de juros Selic real têm sobre os preços livres.

O modelo VARI inclui as seguintes variáveis endôgenas: variação da taxa de câmbio nominal, variação da taxa Selic real, inflação dos preços livres e inflação dos preços administrados. Além disso, são incluídas 11 *dummies* sazonais referentes a cada mês do ano e uma *dummy* de tendência para o período de desinflação (1995 : 1 a 1998 : 6). Para o exemplo apresentado aqui, foram utilizados dados que abrangem o período de setembro de 1994 a maio de 2007. Os dados de inflação utilizados não necessitam de nenhuma transformação. Para os dados da taxa de câmbio nominal, basta tirar a primeira diferença da série para determinar a variação da taxa de câmbio nominal. No caso da variação da taxa Selic real, é necessária a utilização de alguns cálculos que podem ser verificados na planilha correspondente ao exemplo.

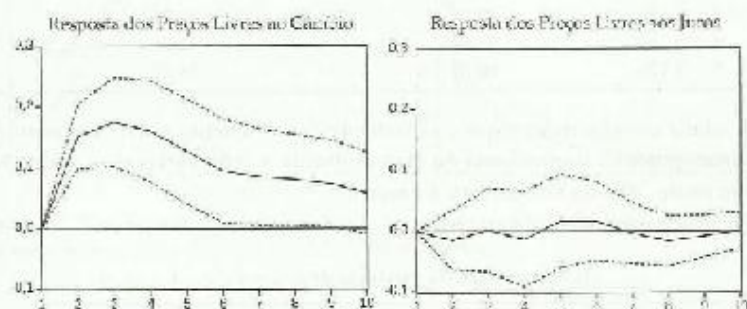


Figura 6.8 Resposta ao impulso sobre os preços.

A estimação realizada segue o modelo do Banco Central utilizando duas defasagens. Outro ponto a ser lembrado é que não são recuperados os valores dos parâmetros estruturais dos modelos. A justificativa é que o modelo estimado tem como função prever a inflação futura e determinar a relação entre as variáveis. Dado o enfoque sobre os preços, analisam-se a função resposta ao impulso e a decomposição da variância sobre os preços livres. A Figura 6.8 apresenta o resultado da função resposta ao impulso dos preços livres para um choque de um desvio-padrão na variação da taxa de juros real e na variação da taxa de câmbio nominal. Pode-se perceber que o câmbio

tem uma influência maior sobre os preços livres do que a taxa de juros. Esse fato é corroborado também pela decomposição da variância mostrada na tabela a seguir.

Decomposição da variância dos preços livres				
Período	Livres	Administrados	Câmbio	Juros
1	100,00	0,00	0,00	0,00
2	82,93	1,69	15,24	0,14
3	72,00	1,65	26,24	0,11
4	64,43	1,82	33,57	0,17
5	60,20	2,62	36,90	0,27
6	58,43	2,58	38,62	0,37
7	57,56	2,53	39,51	0,55
8	56,62	2,58	40,41	0,46
9	55,65	2,76	41,13	0,44
10	55,32	2,90	41,64	0,44

Note que, nos primeiros meses, a variância da inflação dos preços livres é quase totalmente explicada pela própria inflação dos preços livres. Ao longo do tempo, ganham importância a desvalorização cambial (chamada *pass through*) e o efeito dos preços administrados. Observe ainda que o efeito dos juros é pequeno.

6.8 TESTE DE GRANGER-CAUSALIDADE

Continuando com o sistema bivariado que tem sido usado, pergunta-se se uma variável é capaz de prever outra e em que condições. Em outras palavras, a questão fundamental é saber se o escalar y ajuda a prever o escalar z . Se isso não acontece, diz-se que y não Granger causa z .

A forma de responder a essa pergunta é usar um teste F convencional, válido quando os coeficientes de interesse puderem ser escritos de modo a multiplicar variáveis estacionárias. Assim, o teste é feito da seguinte maneira:

1. Estime $\hat{z}_t = \phi_0 + \sum_{i=1}^p \phi_{i,z} \hat{z}_{t-i} = \sum_{i=1}^p \phi_{i,z} \hat{y}_{t-i} + e_{t,z}$
2. Teste se y não Granger causa z usando o teste de F , sob:

$$H_0: \phi_{1,z} = \phi_{2,z} = \dots = \phi_{p,z} = 0 \times H_1: \phi_{i,z} \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

em que a estatística do teste é dada por:

$$S_1 = \frac{(\hat{\sigma}_r^2 - \hat{\sigma}_n^2)}{\frac{\hat{\sigma}_n^2}{(T-2p-1)}} \stackrel{d}{\sim} F(p, T-2p-1),$$

em que r representa restrito e n , não restrito. Se $S_1 > F^{5\%}$, rejeita-se a hipótese nula de que y não Granger causa z .

3. Lm. teste equivalente é:

$$S_2 = \frac{T(\hat{\sigma}_r^2 - \hat{\sigma}_n^2)}{\hat{\sigma}_n^2} \stackrel{d}{\sim} \chi_p^2.$$

Rejeita-se a nula se $S_2 > \chi_p^2(5\%)$.

NOTA 6.9

Enders (2009) refere-se a esse teste assumindo que todas as variáveis são estacionárias, ou que os coeficientes de interesse multiplicam variáveis estacionárias.

NOTA 6.10

Teste de causalidade de Granger não é a mesma coisa que teste de exogeneidade. Para que z_t seja exógeno a y_t , é preciso que z_t não seja afetado contemporaneamente por y_t . A forma reduzida do VAR não permite que se faça esse tipo de teste. O teste de causalidade de Granger inclui, pois, valores correntes e passados de y_t sobre z_t .

Pode-se fazer o mesmo teste em contextos de mais variáveis, e seu nome é teste de bloco-exogeneidade, não obstante Enders (2009) sugira o nome de bloco-causalidade, talvez mais apropriado para o contexto do teste. Estima-se o modelo com e sem restrição e utiliza-se o teste F , como visto anteriormente.

É importante observar que, em sistemas com $k > 2$, o teste de causalidade é mais complicado de ser lido e a interpretação necessita de maiores cuidados. O problema que pode ocorrer ao não se rejeitar a nula é não perceber a dinâmica mais complicada do modelo, em que uma variável, apesar de não causar diretamente outra (por exemplo, y_2 não Granger-causa y_1), pode causá-la indiretamente. Isso ocorrerá quando y_2 causar y_3 , que, por sua vez, causa y_1 . O teste de Granger-causalidade não foi desenvolvido para esse tipo de caso.

Para entender melhor o argumento anterior, considere, como exemplo, um sistema trivariado (Lütkepohl e Krätzig, 2004):

$$\begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ y_{3t} \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{bmatrix} \phi_{1,1i} & \phi_{1,2i} & \phi_{1,3i} \\ \phi_{2,1i} & \phi_{2,2i} & \phi_{2,3i} \\ \phi_{3,1i} & \phi_{3,2i} & \phi_{3,3i} \end{bmatrix} X_{t-i} + e_{1t}$$

O teste de bloqueio-exogeneidade (causalidade) sugere empreender o seguinte teste para verificar a causalidade de y_2 a y_1 :

$$H_0: \phi_{1,2i} = 0, \forall i.$$

Entretanto, pode ser que y_2 cause y_1 indiretamente, por intermédio de y_3 . Portanto, para sistemas de equações de maior dimensão, as restrições para testar Granger-causalidade são complicadas restrições não lineares. Mais detalhes sobre esse assunto podem ser encontrados em Lütkepohl e Krätzig (2004), McCrorie e Chambers (2006) e Dufour e Renault (1998).

EXEMPLO 6.12

Um exemplo bastante simples de aplicação do teste de causalidade de Granger é encontrado em Taylor (2001). O autor testa a eficácia do comitê norte-americano de política monetária – FOMC – para definir a taxa de juros, denominada Fed Funds, a partir de um teste de Granger envolvendo a meta para os juros e sua taxa efetiva.

No caso brasileiro, podemos utilizar a meta para a taxa Selic definida pelo Copom e a taxa Selic efetiva observada no mercado financeiro (séries encontradas no site do Banco Central do Brasil). Se o Banco Central, de fato, determina a taxa Selic, então alterações na taxa efetiva praticada no mercado financeiro deveriam responder às alterações na meta definida pelo Banco Central. Por outro lado, não há razões para acreditar que alterações nas taxas de mercado afetem a meta definida pelo Banco Central (as alterações diárias na taxa Selic são causadas principalmente pela necessidade de caixa dos bancos naquele dia).

O teste de causalidade de Granger deve ser realizado utilizando-se variáveis que sejam estacionárias. Por início da tabela a seguir, pode-se verificar que as séries de taxa de juros efetiva e de meta são estacionárias somente em primeira diferença. Devido a esse fato, utilizam-se as séries em primeira diferença para realizar o teste de causalidade de Granger.

Teste Ng-Perron				
	MZA	MZF	M5B	MPT
Meta - Nível	-5,708	-1,410	0,252	5,030
Meta - Primeira Diferença	-943,032	-21,714	0,023	0,025
Efetiva - Nível	-5,153	-1,345	0,261	5,420
Efetiva - Primeira Diferença	-13,426	-2,655	0,186	1,096
1%	-13,800	-2,580	0,171	1,780
5%	-8,100	-1,550	0,233	3,170
10%	5,700	-1,820	0,275	4,450

O resultado do teste de Granger, incluindo as variáveis "meta", que é o objetivo para a taxa Selic definida pelo Copom, e "efetiva", que é a taxa Selic efetiva diária, encontra-se a seguir. Como os dados são diários e apenas para os dias úteis, utilizam-se 20 defasagens de cada variável. Lembrando que as variáveis estão em primeira diferença, então os resultados do teste informam se a variação de uma variável ajuda a explicar a variação da outra defasagem. Como pode ser observado na tabela, rejeita-se a hipótese de que a "meta" não causa (no sentido de Granger) a taxa "efetiva", ao passo que se pode rejeitar a hipótese de que a taxa "efetiva" causa a taxa "meta", o que é exatamente o resultado esperado.

Teste de Causalidade de Granger			
Hipótese Nula	Obs	Estatística F	Probabilidade
META não Granger causa EFETIVA	1858	4,503	0,000
EFETIVA não Granger causa META		0,395	0,592

6.9 VAR ESTRUTURAL

Existem outras formas de definir restrições sobre a matriz A , de modo a identificar os parâmetros estruturais. Em tais formas, seguem-se mais estritamente argumentos econômicos, a ponto de serem impostas restrições que cheguem a sobreidentificar o modelo, se o número de restrições for superior ao número de coeficientes estimados na forma reduzida. Ou seja, enquanto a metodologia de Sims (1980) usava a economia para definir a ordenação das variáveis, é possível buscar restrições econômicas de forma mais abrangente. Isto é, usa-se a teoria econômica para definir as restrições da matriz A completamente.

Esta seção trata da VAR estrutural, com a qual se podem recuperar os parâmetros estruturais do modelo. Não se constitui, portanto, da simples imposição de uma estrutura ordenada de equações, como é o caso da decomposição de Cholesky, mas da busca de restrições plausíveis sobre os parâmetros.

NOTA 6.11

Poderiam ser tentadas várias ordenações no VAR para a escolha da melhor, quando se usa a decomposição de Cholesky. Contudo, quando os resíduos são correlacionados, ordens alternativas das variáveis não são uma solução prática.

Para entender o procedimento, considere uma VAR (1) com n variáveis:

$$AX_t = B_0 + B_1 X_{t-1} + B_2 \varepsilon_t.$$

Quando se estima a forma reduzida, obtêm-se os resíduos $\hat{\varepsilon}_t$, tal que:

$$B_2 \hat{\varepsilon}_t = A \hat{e}_t.$$

O problema é restringir o sistema, de forma a recuperar ε_t conforme a hipótese de que cada resíduo do sistema estrutural é independente um do outro. Para começar, use-se a matriz de covariância dos erros da forma reduzida:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_{nn} \end{bmatrix},$$

em que cada elemento é estimado por:⁶

$$\hat{\sigma}_{ij} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{e}_{it} \hat{e}_{jt}.$$

Como Σ é simétrica, existem $\frac{n(n+1)}{2}$ elementos diferentes. Como os elementos da diagonal de A são unitários, a matriz contém $(n^2 - n)$ elementos desconhecidos. Além disso, desconhecem-se n valores relativos à variância dos elementos do vetor ε . Portanto, há n^2 elementos desconhecidos e $\frac{n(n+1)}{2}$ conhecidos. Logo, é preciso impor $n^2 - \frac{n(n+1)}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ restrições sobre o modelo estrutural.

6. O mesmo coeficiente representa resíduo estimado, de modo a ser usado a frase horizontal deste texto.

NOTA 6.12

No caso da decomposição de Cholesky, é exatamente isso o que acontece, pois os elementos acima da diagonal são iguais a zero e perfazem um total de $\frac{n(n-1)}{2}$ elementos.

NOTA 6.13

A imposição de $\frac{n(n-1)}{2}$ restrições não é suficiente para uma identificação exata, pois existem não linearidades no sistema de equações, as quais podem gerar várias soluções, como mostra um exemplo adiante.

Então, de modo geral, é verdade que:

$$BB' = \text{Var}(Ae_t) = A \text{Var}(e_t) A'.$$

Usando essa estrutura, em um caso bivariado, discutem-se as várias possibilidades de restrições que podem ser impostas ao modelo.

EXEMPLO 6.13

Suponha o seguinte sistema de equações, em que se admite conhecer a matriz de covariância de e_t :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \sigma_{e1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{e2}^2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & a_{12} \\ a_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,5 & 0,4 \\ 0,4 & 0,6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & a_{21} \\ a_{12} & 1 \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} 0,5 + 0,4a_{12} & 0,4 + 0,6a_{12} \\ 0,5a_{21} + 0,4 & 0,4a_{21} + 0,6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & a_{21} \\ a_{12} & 1 \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} 0,5 + 0,8a_{12} + 0,6a_{12}^2 & 0,5a_{21} + 0,4a_{12}a_{21} + 0,4 + 0,6a_{12} \\ 0,5a_{21} + 0,4 + 0,4a_{12}a_{21} + 0,6a_{12} & 0,5a_{21}^2 + 0,8a_{21} + 0,6 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Há três equações independentes com quatro incógnitas ($a_{12}, a_{21}, \sigma_{e1}^2, \sigma_{e2}^2$):

$$\sigma_{e1}^2 = 0,5 + 0,8a_{12} + 0,6a_{12}^2$$

$$0 = 0,5a_{21} + 0,4 + 0,4a_{12}a_{21} + 0,6a_{12}$$

$$\sigma_{e2}^2 = 0,5a_{21}^2 + 0,8a_{21} + 0,6$$

Impondo a restrição de Cholesky, $a_{12} = 0$, calculam-se:

$$\sigma_{e1}^2 = 0,5;$$

$$0 = 0,5a_{21} + 0,4 \rightarrow a_{21} = -0,8$$

$$\sigma_{\varepsilon_2}^2 = 0,5a_{21}^2 + 0,8a_{21} + 0,6 \Rightarrow \sigma_{\varepsilon_2}^2 = 0,28.$$

Portanto, a recuperação dos erros estruturais é imediata, já que os parâmetros de A multiplicando ε_t geram z_t . A partir deles, gera-se a função resposta ao impulso. No caso de um VAR (1) bivariado, essa função é:

$$\Psi_t = \Phi_1' \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ a_{21} & 1 \end{bmatrix}.$$

EXEMPLO 6.11

É possível impor outras restrições, normalmente decorrentes da teoria econômica. Por exemplo, uma inovação em ε_2 pode ter um efeito unitário em y_{1t} . Se isso é verdade, se poderia impor que $a_{12} = 1$ e se resolver o sistema dado no exemplo anterior. Nesse caso, é imediato encontrar:

$$\sigma_{\varepsilon_1}^2 = 1,9;$$

$$a_{21} = -\frac{10}{9};$$

$$\sigma_{\varepsilon_2}^2 = 0,5 \frac{100}{81} - 0,8 \frac{10}{9} + 0,6 = 0,325.$$

EXEMPLO 6.15

Há casos em que as restrições podem não gerar resultados únicos. Por exemplo, ante a imposição de que a correlação cruzada no modelo bivariado estrutural é única, $a_{12} = a_{21} = a$, não há unicidade de resultados:

$$0 = 1,1a + 0,4 + 0,4a^2 \rightarrow a = \begin{cases} 0,173 \\ -0,928 \end{cases};$$

$$\sigma_{\varepsilon_2}^2 = 0,5 + 0,8a + 0,6a^2 \rightarrow \sigma_{\varepsilon_2}^2 = \begin{cases} 0,414 \\ 0,460 \end{cases};$$

$$\sigma_{\varepsilon_1}^2 = 0,5a^2 + 0,8a + 0,6 \rightarrow \sigma_{\varepsilon_1}^2 = \begin{cases} 0,477 \\ 0,788 \end{cases}.$$

Na Figura 6.9, impõe-se que $a_{22} = 1$ para a função resposta ao impulso da simulação sob $a_{12} = 0,5$, $a_{21} = 0,2$. A imposição é falsa, porque se sabe o

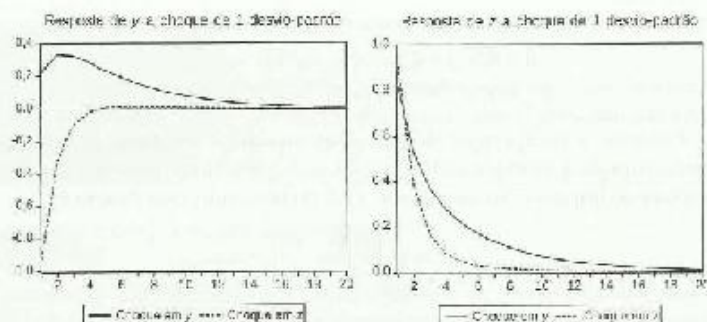


Figura 6.9 Função resposta ao impulso – VAR estrutural impondo, erroneamente, $a_{12} = 1$ a séries simuladas com $a_{12} = 0$ e $b_{12} = b_{22} = 0.2$.

verdadeiro processo gerador de dados ($a_{12} = 0$), porém serve para ilustrar a técnica e verificar os efeitos de que a imposição de uma restrição falsa gera resultados discrepantes. Por isso, a Figura 6.9 deve ser comparada à Figura 6.5.

A comparação entre as figuras mostra que a imposição falsa de restrições gera funções resposta ao impulso bastante diferentes entre si. Nos exemplos usados aqui, é fácil ver que a imposição é falsa. Entretanto, na prática, não se sabe qual o verdadeiro processo gerador de dados, por isso, é difícil saber se a restrição imposta é falsa ou não. A recomendação é preferir a teoria econômica a restrições *ad hoc*, como é o caso do uso da decomposição de Cholesky. A teoria econômica ajuda bastante a definir as restrições e deve ser usada para testes de robustez, quando existem várias possibilidades diferentes.

NOTA 6.14

A simulação do modelo foi feita de forma que a decomposição de Cholesky funcionasse perfeitamente. Com dados reais, é muito mais provável que as imposições econômicas façam mais sentido do que imaginar que o processo gerador resulta de um modelo que pode ser representado segundo a decomposição de Cholesky.

6.11 DECOMPOSIÇÃO DE BLANCHARD E QUAH

Blanchard e Quah (1989) sugerem uma forma de identificação com base em restrições determinadas pela teoria econômica. A ideia é impor restrições a respeito do comportamento de longo prazo de uma variável a partir do choque estrutural

em outra variável. A seguir, discute-se com alguns detalhes essa metodologia, seguindo a exposição dos autores mencionados.

O exemplo de Blanchard e Quah é motivador. Eles supõem um vetor $X_t = (\Delta \ln y, u_t)'$, em que y representa o logaritmo do produto, e u_t a taxa de desemprego. As variáveis respondem a um vetor de choques dado por $\varepsilon_t = (\varepsilon_{1,t}, \varepsilon_{2,t})'$. O produto é afetado por choques de demanda, e o desemprego, por choques de oferta. Os choques entre oferta e demanda não são correlacionados, ainda que possam existir argumentos contrários a essa hipótese. Eles interpretam os choques da seguinte forma: os choques de demanda têm efeitos temporários; choques de oferta têm efeitos permanentes. Finalmente, usam essa interpretação para impor restrições apropriadas e identificar o modelo.

Para formalizar essas restrições no modelo econométrico, convém reescrevê-lo na forma estrutural dada a seguir, ignorando a existência do constante e normalizando $B = I$:

$$AX_t = \sum_{j=1}^p B_j X_{t-j} + \varepsilon_t,$$

em que $\text{var}(\varepsilon_t) = I$.

O modelo na forma reduzida fica:

$$X_t = \sum_{j=1}^p A^{-1} B_j X_{t-j} + A^{-1} \varepsilon_t = \sum_{j=1}^p \Phi_j X_{t-j} + \varepsilon_t,$$

em que

$$A^{-1} B_j = \Phi_j; \quad A \varepsilon_t = \varepsilon_t.$$

Sendo X_t estacionário, o modelo pode ser escrito segundo a representação de Wold. Haverá duas representações equivalentes de X_t , dependendo de o modelo partir da forma reduzida ou da estrutural. Partindo da forma reduzida, pode-se escrevê-lo como:

$$\begin{aligned} \left(I - \sum_{j=1}^p \Phi_j L^j \right) X_t = \varepsilon_t &\Rightarrow X_t = \left(I - \sum_{j=1}^p \Phi_j L^j \right)^{-1} \varepsilon_t \Rightarrow \\ X_t &= \left(\sum_{i=0}^{\infty} C_i L^i \right) \varepsilon_t, \end{aligned} \quad (3)$$

em que

$$C_0 \equiv I; \quad \left(I - \sum_{j=1}^p \Phi_j L^j \right)^{-1} = \sum_{i=0}^{\infty} C_i L^i; \quad \text{var}(\varepsilon_t) = \Sigma.$$

Partindo da forma estrutural, obtém-se:

$$\begin{aligned} \left(A - \sum_{j=1}^p B_j L^j \right) X_t = \varepsilon_t &\Rightarrow X_t = \left(A - \sum_{j=1}^p B_j L^j \right)^{-1} \varepsilon_t \Rightarrow \\ X_t &= \left(\sum_{j=0}^{\infty} A_j L^j \right) \varepsilon_t, \end{aligned} \quad (4)$$

em que $\left(A - \sum_{j=1}^p B_j L^j \right)^{-1} \equiv \sum_{j=0}^{\infty} A_j L^j$.

Dado que $C_0 = I$, das equações (4) e (3) resultam as seguintes relações:

$$\begin{aligned} A_0 \varepsilon_t - \varepsilon_t &\Rightarrow A_0 \varepsilon_{t-j} - \varepsilon_{t-j} \\ A_j \varepsilon_{t-j} = C_j \varepsilon_{t-j} &\Rightarrow A_j \varepsilon_{t-j} = C_j A_0 \varepsilon_{t-j} \therefore \\ A_j &= C_j A_0, j > 0. \end{aligned}$$

Por fim, convém traçar a relação entre a matriz A_0 e a matriz A . Para isso, considere a decomposição do modelo VAR estrutural com a decomposição estrutural de Wold.

$$\begin{aligned} A \left(I - \sum_{j=1}^p A^{-1} B_j L^j \right) X_t = \varepsilon_t &\Rightarrow X_t = \left(I - \sum_{j=1}^p A^{-1} B_j L^j \right)^{-1} A^{-1} \varepsilon_t = \\ &= \left(\sum_{j=0}^{\infty} C_j L^j \right) A^{-1} \varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} C_j A^{-1} \varepsilon_{t-j}. \end{aligned}$$

Comparando essa equação à equação (4), conclui-se que:

$$\begin{aligned} A_j &= C_j A^{-1} \Rightarrow \\ C_j A_0 &= C_j A^{-1} \therefore \\ A_0 &= A^{-1}. \end{aligned}$$

Essa relação é importante porque serão impostas restrições à matriz A_0 . Ora, não deve tomar muito tempo do leitor entender que as imposições sobre A_0 são equivalentes às restrições impostas sobre A , como feito anteriormente.

Com essas relações, pode-se verificar o primeiro conjunto de restrições existentes até o momento, que são análogas ao que já foi visto nas seções anteriores. Do termo $A_0 \varepsilon_t$, verifica-se que:

$$\begin{aligned} A_0 \varepsilon_t &= \varepsilon_t \Rightarrow \\ A_0 A_0' &= \Sigma. \end{aligned}$$

Esse sistema de equações resulta, como já foi visto, em $\frac{p(p+1)}{2}$ equações. No caso bivariado, são explicitamente dadas por:

$$\begin{aligned}a_{11,0}^2 + a_{12,0}^2 &= \text{var}(e_1); \\a_{11,0}a_{21,0} + a_{12,0}a_{22,0} &= \text{cov}(e_1, e_2); \\a_{21,0}^2 + a_{22,0}^2 &= \text{var}(e_2).\end{aligned}$$

A partir desse ponto, é necessário introduzir as restrições de longo prazo, como sugerido por Blanchard e Quah (1989). A imposição dos autores pode ser visualizada partindo-se da equação (4) no modelo bivariado. Tal equação pode ser reescrita como:

$$X_t = \sum_{j=0}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{11,j} & a_{12,j} \\ a_{21,j} & a_{22,j} \end{bmatrix} \varepsilon_{t-j}.$$

Portanto, para que o choque de demanda não tenha efeitos de longo prazo sobre o produto, a seguinte relação deve ser imposta:

$$\sum_{j=0}^{\infty} a_{11,j} = 0.$$

Ora, tendo-se A_0 e C_j , este obtido da estimação do modelo reduzido, e valendo a relação $A_j = C_j A_0$, pode-se obter A_j . Cabe aqui um pouco mais de detalhes sobre o modelo. O vetor X é estacionário, de modo que nenhum choque tem efeitos de longo prazo sobre as variáveis endógenas – variação de produto e desemprego, no caso. A restrição imposta, $\sum_{j=0}^{\infty} a_{11,j} = 0$, implica que $\varepsilon_{t,0}$ não afeta o nível do produto. Por que é assim? Usando o argumento de Blanchard e Quah, $a_{11,j}$ é o efeito do choque da demanda sobre A_y depois de j períodos; logo, $\sum_{j=0}^{\infty} a_{11,j}$ representa o efeito dos choques sobre o nível do produto. Se esse efeito é nulo, explica-se a necessidade de impor a restrição.

Para operacionalizar o procedimento:

1. Estime o modelo VAR(p) e obtenha as matrizes $\hat{\Phi}_j$;
2. Obtenha as matrizes $\tilde{C}_j$ resolvendo:

$$\left(\sum_{j=0}^{\infty} \tilde{C}_j I^j \right) - \left(I - \sum_{j=1}^p \tilde{\Phi}_j I^j \right)^{-1};$$

3. Sabendo que $A_j = C_j A_0$, imponha a restrição de longo prazo;
4. Resolva o sistema de equações e encontre os coeficientes de A_0 .

No caso bivariado, o passo 3 é fácil de visualizar, ignorando a situação de se tratar de coeficientes estimados, pois:

$$\begin{bmatrix} a_{11,j} & a_{12,j} \\ a_{21,j} & a_{22,j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11,j} & c_{12,j} \\ c_{21,j} & c_{22,j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11,0} & a_{12,0} \\ a_{21,0} & a_{22,0} \end{bmatrix}.$$

Pertanto, pode-se escrever:

$$\begin{bmatrix} a_{11,t} & a_{12,t} \\ a_{21,t} & a_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11,0}c_{11,t} + a_{21,0}c_{12,t} & a_{12,0}c_{11,t} + a_{22,0}c_{12,t} \\ a_{11,0}c_{21,t} + a_{21,0}c_{22,t} & a_{12,0}c_{21,t} + a_{22,0}c_{22,t} \end{bmatrix}.$$

Impondo a restrição de longo prazo, encontra-se a quarta equação do sistema, a ser resolvida com as demais três equações:

$$\sum_{j=0}^{\infty} a_{11,j} = 0 = a_{11,0} \sum_{j=0}^{\infty} c_{11,j} + a_{21,0} \sum_{j=0}^{\infty} c_{12,j}.$$

Por conveniência, repetem-se aqui as quatro equações a serem resolvidas para encontrar os coeficientes da matriz A_0 :

$$\begin{aligned} \sigma_{12,0}^2 &= \sigma_{12,0}^2 = \sin(\theta_1); \\ a_{11,0}a_{22,0} + a_{12,0}a_{21,0} &= \cos(\theta_1 - \theta_2); \\ \sigma_{11,0}^2 + \sigma_{22,0}^2 &= \sin(\theta_2); \\ a_{11,0} \sum_{j=0}^{\infty} c_{11,j} + a_{21,0} \sum_{j=0}^{\infty} c_{12,j} &= 0. \end{aligned}$$

É claro que são necessários métodos computacionais para resolver o problema, haja vista a complexidade que envolve a inversão de $(I - \sum_{j=1}^p \Phi_j L^j)$. Felizmente, os pacotes econométricos fazem isso facilmente.

Uma vez obtida a matriz A_0 , podem-se recuperar os erros estruturais da seguinte relação:

$$\varepsilon_t = A_0^{-1}e_t$$

e, assim, encontram-se a função resposta ao impulso e a decomposição da variância.

A partir dos erros estruturais, pode-se construir a resposta do produto a choques de demanda e de oferta. Blanchard e Quah (1989) advertem para não associar choques de demanda ao componente transitório do ciclo de negócios e choques de oferta ao componente permanente da tendência. Eles argumentam que o componente transitório pode ocorrer devido a uma combinação de choques na oferta e na demanda, assim como choques de oferta afetam simultaneamente os componentes cíclico e permanente da economia.

7. Sempre é possível visualizar a inversão de $(I - \sum_{j=1}^p \Phi_j L^j)$ usando-se substituição recursiva. No caso de um VAR(1), é possível derivar $X_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Phi_j e_{t-j}$, o que implica que $\Phi_1 = \Phi_1'$, surgem complicações em modelos de ordem maior, porém, fáceis de resolver em um computador.

6.11 ESTIMAÇÃO DO MODELO ESTRUTURAL*

É possível estimar o modelo estrutural por máxima verossimilhança, depois de serem impostas as restrições estabelecidas. Para isso, considere mais uma vez o modelo estrutural:

$$AX_t = \sum_{i=1}^p B_i X_{t-i} + B_0 \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, I_n).$$

Empilham-se as matrizes X_t s, de modo que $Y_t' = [X_{t-1}' \quad X_{t-2}' \quad \dots \quad X_{t-p}']' A^{-1} [B_1 B_2 \dots B_p]$. Logo, pode-se reescrever o modelo anterior como:

$$X_t = AY_t + A^{-1}B\varepsilon_t,$$

em que B é a matriz de desvio-padrão de dimensão $n \times n$.

A função de verossimilhança será dada por:

$$\begin{aligned} \ln(A, A, B) &= -\frac{n(T-p)}{2} \ln 2\pi - \frac{(T-p)}{2} \ln |A^{-1}BB'A^{-1}| \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{t=p+1}^T (X_t - AY_t)' (A^{-1}BB'A^{-1})^{-1} (X_t - AY_t). \end{aligned}$$

Usando-se algumas propriedades para manipulação de matrizes que podem ser estudados em detalhes em Lütkepohl (2005), pode-se reescrever o termo

$$\sum_{t=p+1}^T (X_t - AY_t)' (A^{-1}BB'A^{-1})^{-1} (X_t - AY_t)$$

da seguinte forma:

$$(T-p) \operatorname{tr} \left[(X - AZ)' (A^{-1}BB'A^{-1})^{-1} (X - AZ) \right],$$

em que $X = [X_{p+1}' X_{p+2}' \dots X_T']' \in \mathbb{R}^n$ e $Z = [Y_{p+1}' Y_{p+2}' \dots Y_T']'$.

Assim, obtém-se:

$$\begin{aligned} \ln(A, A, B) &= \text{constante} + \frac{(T-p)}{2} (\ln |A|^2 - \ln |B|^2) - \\ &\quad - \frac{(T-p)}{2} \operatorname{tr} [A'B^{-1}B^{-1}A (X - AZ)' (X - AZ)]. \end{aligned}$$

Se não houver restrições sobre as matrizes A e B , pode-se estimar

$$\hat{\Sigma} = \frac{(X - \hat{A}Z)(X - \hat{A}Z)'}{T}.$$

em que $(\tilde{X} - \tilde{A}\tilde{Z})$ são os resíduos do VAR reduzido, $\tilde{X} = XZ'(ZZ')^{-1}$. Daí, é possível concentrar a função anterior para maximizar:

$$\ln_L(A, B) = \text{constant} + \frac{(T-p)}{2} (\ln |A|^2 - \ln |\tilde{u}|^2) - \frac{(T-p)}{2} \text{tr} [A'B^{-1}B^{-1}A\tilde{\Sigma}].$$

6.11.1 Teste LR para Sobreidentificação

Ante a possibilidade de a economia prover mais restrições do que as necessárias para identificar o sistema, um teste de verossimilhança pode ser empreendido. Para isso, estimam-se os modelos sem e com restrição, obtendo-se o valor da verossimilhança em ambos os casos. Em seguida, procede-se ao teste de razão de verossimilhança.

1. Calcule o valor da matriz de covariância não restrita, dada por $\tilde{\Sigma}$.
2. Como se sabe que $BB' = A\tilde{\Sigma}A'$, pode-se reescrever $\tilde{\Sigma}$ como:

$$\tilde{\Sigma} = A^{-1}BB'A'^{-1},$$

impor as restrições sobre A e B para maximizar a função de verossimilhança e encontrar os demais coeficientes livres:

$$\frac{T}{2} \ln |A^{-1}BB'A'^{-1}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \tilde{u}_i' (A^{-1}BB'A'^{-1})^{-1} \tilde{u}_i.$$

3. Calcule a nova matriz de covariância restrita:

$$\tilde{\Sigma}_r = \hat{A}^{-1} \hat{B} \hat{B}' \hat{A}'^{-1}.$$

4. Proceda ao teste estatístico de razão de verossimilhança dado por:

$$LR = T \left(\ln |\tilde{\Sigma}_r| - \ln |\tilde{\Sigma}| \right) \xrightarrow{d} \chi^2_q,$$

em que q é o número de restrições acima de $\frac{p(p-1)}{2}$.

5. Se há dois conjuntos de restrições tais que $q_1 > q_2$, pode-se testar a hipótese de as restrições serem equivalentes pelo teste:

$$LR = T \left(\ln |\tilde{\Sigma}_{q_1}| - \ln |\tilde{\Sigma}_{q_2}| \right) \xrightarrow{d} \chi^2_{q_1 - q_2}.$$

EXERCÍCIOS

1. Considere o seguinte modelo VAR estrutural bivariado:

$$\begin{pmatrix} 1 & -\alpha_{12} \\ -\alpha_{21} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1,t-1} \\ y_{2,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_{1,t} \\ u_{2,t} \end{pmatrix}$$

6. Por que se podem usar modelos na forma reduzida para estimar efeitos de política e previsão de comportamento de variáveis endógenas?
7. Considere o seguinte modelo econométrico:

$$\begin{aligned}y_t &= cL_{t-1}(x_t) + d\eta_t + u_t \\x_t &= F_{t-1}(x_t) + \eta_t \\E_{t-1}(\eta_t) &= 0, \quad E_{t-1}[L_{t-1}(x_t)\eta_t] = 0, \\ \phi(L)x_t &= \theta(L)\eta_t.\end{aligned}$$

Suponha que você estime o seguinte modelo:

$$\begin{aligned}y_t &= \alpha_0 + \beta_1 y_{t-1} + \eta_t \\ \eta_t &= u_t + c[F_{t-1}(x_t) - x_t] = u_t + c\eta_t.\end{aligned} \quad (5)$$

Normalmente, você poderia estimar o modelo (5) por mínimos quadrados ordinários? Por quê? Como você poderia estimar o modelo (5)?

Sob que condições o estimador de mínimos quadrados ordinários resulta em estimativas consistentes dos coeficientes?

8. Considere o seguinte modelo:

$$\Delta y_t = 5,168 + 1,291\Delta y_{t-1} + 0,575\Delta y_{t-2} + \varepsilon_t + 0,244\varepsilon_{t-1} + 0,187\varepsilon_{t-2}.$$

Encontre ρ_t e c_t , seguindo a decomposição de Beveridge-Nelson.

9. (Jordá) Considere o seguinte processo gerador de dados:

$$\begin{aligned}x_t + \beta y_t &= u_{1t}, \quad u_{1t} = \rho u_{1,t-1} + \varepsilon_{1t}, \\ x_t + \alpha y_t &= u_{2t}, \quad u_{2t} = \rho u_{2,t-1} + \varepsilon_{2t},\end{aligned}$$

em que $|\rho| < 1$ e

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix} \sim D \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \gamma \\ \gamma & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right],$$

em que D representa uma distribuição genérica.

- Derive o grau de integração das duas séries, x_t e y_t , definindo explicitamente as restrições sobre os parâmetros requeridos em cada caso;
- Sob que restrições de coeficientes x e y são cointegrados? Quais são os vetores de cointegração em tais casos?
- Escolha um conjunto particular de coeficientes que assegure que x e y são cointegrados e derive as seguintes representações:

- Médias móveis, isto é, $\begin{pmatrix} x_t & y_t \end{pmatrix}'$ fica no lado esquerdo, $\begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} & \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}'$ e suas defasagens ficam do lado direito;
- Autorregressivo no nível, isto é, $\begin{pmatrix} x_t & y_t \end{pmatrix}'$ fica no lado esquerdo, defasagens de $\begin{pmatrix} x_t & y_t \end{pmatrix}'$ e $\begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} & \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}'$ ficam do lado direito;
- Modelo de correção de erro, isto é, $\begin{pmatrix} \Delta x_t & \Delta y_t \end{pmatrix}'$ será uma função de z_{t-1} e dos resíduos, sem a necessidade de ser específico sobre os resíduos;
- Discuta os prós e contras de obter funções resposta ao impulso de um VAR estimado no nível como no item b e aquelas obtidas usando o vetor de correção de erros como no item c.

10. (Jordã) Considere o seguinte VAR bivariado:

$$y_{1t} = 0.3y_{1,t-1} + 0.8y_{2,t-1} + \varepsilon_{1t}$$

$$y_{2t} = 0.9y_{2,t-1} + 0.4y_{1,t-1} + \varepsilon_{2t}$$

em que $E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2s}) = 1$ quando $s = t$ e 0, caso contrário, $E(\varepsilon_{2t}\varepsilon_{1s}) = 2$, quando $s = t$ e 0, caso contrário, $E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2s}) = 0$, para todo $s \neq t$.

- O sistema é estacionário?
- Calcule $\Psi_k = \frac{\partial y_{1t+k}}{\partial \varepsilon_t}$ para $k = 0, 1, 2$. Qual é o $\lim_{k \rightarrow \infty} \Psi_k$?
- Calcule a fração do erro quadrático médio do erro de previsão dois passos à frente para a primeira variável, $E[y_{1t+2} - E(y_{1t+2} | Y_t, Y_{t-1}, \dots)]^2$, isto é, devido a $\varepsilon_{1,t-1}$ e $\varepsilon_{2,t-2}$.

11. (Jordã) Considere o seguinte processo gerador de dados:

$$x_t + y_t = v_t, v_t(1 - \rho_1 L) = \varepsilon_{1t}$$

$$2x_t + y_t = u_t, u_t(1 - \rho_2 L) = \varepsilon_{2t}$$

e

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix} \sim N \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right]$$

- Determine se esse sistema é estacionário, não estacionário ou cointegrado, de acordo com os seguintes cenários:
 - $|\rho_1| < 1, |\rho_2| < 1$
 - $\rho_1 = 1, |\rho_2| < 1$
 - $\rho_1 = 1, \rho_2 = 1$
- Obtenha a representação autorregressiva na forma reduzida do sistema no nível quando ele é cointegrado.

- c. Dada a representação que você acabou de encontrar, calcule os coeficientes (em forma de matriz) da função resposta ao impulso na forma reduzida, ψ_s , para os períodos $s = 0, 1, 2$ e para $\rho_2 = 0,5$. Qual é ψ_s quando $s \rightarrow \infty$? Dadas as matrizes da função resposta ao impulso na forma reduzida, calcule as respostas ao impulso na forma estrutural para os períodos 0, 1, 2. O que acontece quando $s \rightarrow \infty$? Explique o resultado.
- d. Encontre a representação de médias móveis do sistema e o vetor de cointegração quando ele é cointegrado.
- e. Descreva como você poderia estimar o vetor de cointegração em uma regressão de y_t contra x_t que é bem comportada em pequenas amostras.

VETOR DE CORREÇÃO DE ERROS – VECM

Uma das grandes críticas aos modelos *ARIMA* se faz sobre o seu caráter eminentemente estatístico, muitas vezes sem qualquer significado econômico. De fato, quando se diferencia uma série para estacionarizá-la, perdem-se muitas de suas características (a constante, por exemplo). Além disso, séries de tempo com defasagens degeneradas – uma série explicada apenas pela primeira e quinta defasagens, por exemplo – são difíceis de justificar economicamente. No entanto, se séries de tempo não estacionárias têm uma dinâmica em comum, no sentido que será dado neste capítulo, pode-se especificar um modelo VAR mais completo denominado modelo vetor de correção de erros – VECM. Esse modelo possui significado econômico, pois pode-se dizer que suas variáveis, em virtude da dinâmica comum, têm um componente de longo prazo e um de curto prazo.

Para entender melhor essa terminologia, inicialmente define-se o que é cointegração, segundo Engle e Granger (1987):

DEFINIÇÃO 7.1 (Engle e Granger)

Os elementos do vetor X_t , $n \times 1$, são ditos cointegrados de ordem (d,b) , denotados por $X_t \sim CI(d,b)$, se:

- i. Todos os elementos de X_t são integrados de ordem d , ou seja, são $I(d)$;
- ii. Existe um vetor não nulo, β , tal que

$$u_t = X_t/\beta \sim I(d-b), b > 0.$$

A primeira condição diz que todas as variáveis constantes de X_t devem ter a mesma ordem para que possam ser cointegradas. Na verdade, trata-se de uma condição bastante restrita, pois há modelos em economia que relacionam variáveis estacionárias a variáveis integradas. Essa condição será relatada mais tarde, porém, no momento, guarde-a em mente para compreender o conceito.

As variáveis contidas em X_t guardam uma relação de equilíbrio de longo prazo. O termo que se utiliza é longo prazo porque as variáveis não são estacionárias e, portanto, têm uma tendência estocástica. Essa tendência estocástica justifica a designação de relação de longo prazo. Se a tendência estocástica for comum a todas as variáveis, diz-se que existe um equilíbrio de longo prazo.

Formalmente, diz-se que existe equilíbrio de longo prazo quando $X_t'\beta = 0$, isto é, o vetor β , chamado de vetor de cointegração, define uma combinação linear entre os elementos de X_t perfeita no sentido de seguir uma tendência em comum, sem desvio. Entretanto, no curto prazo há desvios dessa tendência comum, de modo que o termo u_t é o erro de equilíbrio, porque expressa os desvios temporários do equilíbrio de longo prazo. Neste momento, convém introduzir um exemplo para esclarecer as ideias apresentadas. Considere um vetor $\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 & \beta_2 \end{bmatrix}'$ que define o equilíbrio de longo prazo entre as variáveis integradas de ordem 1, x_{1t} e x_{2t} . Então:

$$\begin{bmatrix} x_{1t} & x_{2t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = \beta_1 x_{1t} + \beta_2 x_{2t} = 0.$$

Note que multiplicar ambos os lados da equação por um número $k < \infty$ não altera o equilíbrio de longo prazo. Isso significa que, na verdade, o vetor de cointegração não é único e, por isso, pode haver ambiguidades para defini-lo corretamente. Resolve-se esse problema multiplicando-se ambos os lados dessa equação por $\frac{1}{\beta_1}$, de forma a "normalizar" o vetor de cointegração:

$$\begin{bmatrix} x_{1t} & x_{2t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \beta_2/\beta_1 \end{bmatrix} = x_{1t} + \beta_2 x_{2t} = 0, \\ \beta_2 = \frac{\tilde{\beta}_2}{\beta_1}.$$

Portanto, o coeficiente da primeira variável endógena é sempre fixado em 1 e, daqui em diante, as referências a β pressupõem sua versão normalizada. Convém dizer também que, mesmo quando há desequilíbrio de curto prazo, essa normalização não afetará as propriedades de u_t , por se tratar apenas de uma simples mudança de volatilidade nesse termo de desequilíbrio.

Normalmente, séries econômicas têm ordem de integração menor que 2. Séries estacionárias têm ordem de integração 0, a exemplo dos retornos de ações. Em outras palavras, como já sabido, a ordem de integração é o número de diferenças que deve ser aplicado à série para torná-la estacionária. A diferença $(d - b)$ é a ordem de integração da série resultante da aplicação do vetor β a X_t .

Há uma forma interessante de interpretar u_t a partir disso. Dada a normalização que se faz, o termo u_t pode ser considerado o resíduo de uma regressão do vetor X_t contra as demais variáveis. Assim, se as variáveis são cointegradas, a aplicação de β sobre essas variáveis vai gerar um resíduo cuja ordem de integração será

menor do que a ordem das variáveis originais. Para ganhar intuição sobre o que isso significa, convém imaginar um modelo bivariado, cujas variáveis são integradas de ordem 1. Se essas variáveis cointegram, significa que o resíduo resultante de uma contra a outra é estacionário, ou seja, de ordem 0. Economicamente, isso significa que há uma relação de longo prazo entre as coordenadas desse vetor, pois a ordem de integração da série diminui. Essa relação de longo prazo é perturbada por choques de curto prazo representados por u_t . Porém, sendo estacionário, trata-se de uma perturbação que tende a se dissipar ao longo do tempo, de modo que as variáveis originais voltam a seu equilíbrio de longo prazo. O tempo necessário para a dissipação do choque vai depender do ajustamento do modelo, evidenciado por um parâmetro chamado de ajustamento, o qual será discutido mais tarde.

A teoria de cointegração preocupa-se, então, com dois pontos fundamentais. O primeiro é testar os resíduos u_t para constatar tratar-se de uma variável estacionária. O segundo ponto é, dado que u_t é estacionário, usar essa informação para ajustar melhor o modelo VAR, denominado por causa desse ajuste de quase-VAR. Quando se utiliza a informação decorrente desse fato, tem-se o modelo VECM, em que se incorpora o erro de equilíbrio, daí a denominação de modelo vetor de correção de erros.

Considerando a necessidade de se obter uma perturbação estacionária, a questão que emerge é: como testar se os resíduos são, de fato, estacionários? Parece ser natural, nesse caso, pensar no teste de raiz unitária sobre os resíduos, e é no que constitui o teste de Engle e Granger, objeto de estudo na próxima seção. Essencialmente, os autores desenvolvem o teste de raiz unitária para os resíduos de variáveis cointegradas.

Para visualizar como as séries se comportam, a Figura 7.1 reproduz uma simulação em que há duas séries que cointegram: $y_t = \mu_t + \varepsilon_{1,t}$ e $z_t = \mu_t + \varepsilon_{2,t}$, em que μ_t é um passeio aleatório. Os resíduos são estacionários, e a inspeção visual sugere, verdadeiramente, que eles não divergem.

A simulação procura esclarecer por que séries não estacionárias teriam uma mesma trajetória de longo prazo. Acaba mostrando que a razão é a existência de um elemento de longo prazo comum entre elas. Na prática, é nas razões econômicas que se procurará a justificativa para o equilíbrio de longo prazo das variáveis.

Nem sempre, contudo, é imediato inferir se as séries cointegram. Esse problema é particularmente mais evidente em modelos com mais de duas variáveis. De fato, a Figura 7.2 contém séries simuladas a partir do mesmo valor inicial que parecem divergir ao longo do tempo. Entretanto, as séries foram construídas de modo a que cointegassem. Na verdade, as séries não cointegram quando tomadas duas a duas, entretanto, quando simultaneamente combinadas, elas geram resíduos estacionários.

Se duas variáveis têm ordens de integração diferentes, qualquer combinação linear entre elas resultará em uma variável cuja ordem de integração será a de maior

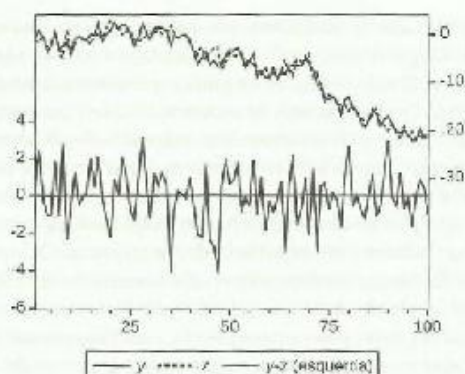


Figura 7.1 Variáveis cointegradas: $y_t = \mu_t + \varepsilon_{yt}$ e $z_t = \mu_t + \varepsilon_{zt}$, em que μ_t é um passeio aleatório.

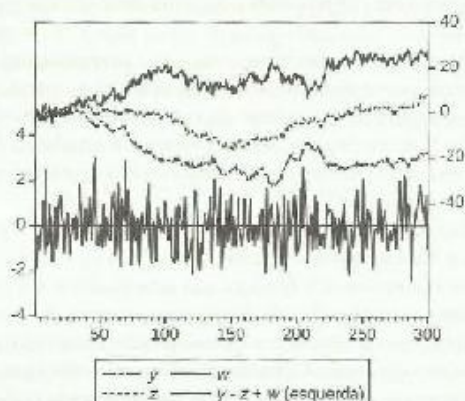


Figura 7.2 $y_t = y_{t-1} + \varepsilon_{yt}$, $z_t = z_{t-1} + \varepsilon_{zt}$, $w_t = w_{t-1} + \varepsilon_{wt}$.

ordem. Em outras palavras, a ordem de integração da variável de maior ordem domina a da variável de menor ordem. Esse fato sugere a necessidade de as variáveis serem de mesma ordem para haver cointegração, o que é uma conclusão verdadeira. Contudo, em um modelo em que o número de variáveis endógenas é maior do que 2, nem todas as variáveis precisam ter a mesma ordem de integração para existir cointegração. Supondo o caso de três variáveis, $X_t = [y_t, z_t, w_t]'$, sendo duas integradas de ordem 2, y_t e z_t , e uma integrada de ordem 1, w_t , é possível

que o vetor de cointegração terá coeficiente zero para a variável $I(1)$. Em geral, estudam-se apenas os casos em que as variáveis endógenas são integradas de ordem 1 ou em que há várias integradas de ordem 1 e algumas de ordem zero.

Convém dizer finalmente que o modelo pode ser estendido para incluir constante e tendência determinística:

$$u_t = X_t' \beta - \mu_1 t - \mu_0.$$

7.1. TESTE DE COINTEGRAÇÃO DE ENGLE-GRANGER

O teste de cointegração de Engle e Granger (1987) é indicado para ser feito sobre uma única equação. Trata-se de um teste imediato e fácil de implementar. Em um modelo de várias variáveis, é possível existir mais de um vetor de cointegração. Especificar quais equações devem ser testadas constitui um problema a ser resolvido antes do teste. Não obstante, a solução estará na especificação das relações econômicas entre essas variáveis.

Para iniciar, suponha um sistema bivariado nas variáveis y_t e x_t , integradas de ordem 1. Engle e Granger propõem uma metodologia a três passos para determinar se essas variáveis são $CI(1,1)$. A metodologia consiste em estimar a relação de longo prazo e armazenar os resíduos. Se as variáveis forem cointegradas, os resíduos serão estacionários. Portanto, o objetivo é fazer o teste de raiz unitária nos resíduos. Se a hipótese nula de raiz unitária dos resíduos não for rejeitada, as variáveis não serão cointegradas. Em contraste, a rejeição da hipótese nula implica que as variáveis são cointegradas, pois os resíduos serão estacionários. Proceda-se ao teste da seguinte forma:

1. Execute o teste de raiz unitária nas variáveis de interesse e certifique-se de que são $I(1)$;¹
2. Estime a relação de longo prazo e obtenha $\hat{u}_t$, em que o circunflexo representa parâmetro estimado;
3. Faça o teste de raiz unitária nos resíduos estimados, usando o procedimento ADF:

$$\Delta \hat{u}_t = \alpha \hat{u}_{t-1} + \sum_{k=1}^{p-1} \lambda_{k+1} \Delta \hat{u}_{t-k} + v_t.$$

A não rejeição de $H_0: \alpha = 0$ implica que os resíduos têm raiz unitária, de modo que as variáveis não cointegram.

1. O caso de haver variáveis $I(2)$ em conjunto com $I(1)$ será discutido a seguir.

Como os resíduos são estimados, não é possível usar os valores tabulados convencionalmente. Trata-se, agora, de usar uma tabela apropriada a variáveis estimadas, como aquela encontrada no próprio trabalho de Engle e Granger (1987). Outra saída é utilizar o procedimento de MacKinnon (1991), que é inovador, pois abarca todos os tamanhos de amostra. A tabela depende do número de observações e de variáveis endógenas e da existência ou não de constante e tendência linear.

O coeficiente β é estimado por mínimos quadrados ordinários. Na presença de cointegração, ele será superconsistente. O conceito de superconsistência significa que o coeficiente se aproxima mais rapidamente do seu verdadeiro valor do que se fosse estimado com variáveis estacionárias diferenciadas² quando a amostra é aumentada. O resultado se deve ao fato de as variáveis serem integradas, pois o efeito de não estacionariedade se superpõe ao de estacionariedade, mesmo que haja significativa autocorrelação dos resíduos.

NOTA 7.1

Tendência determinística domina a não estacionariedade de primeira ordem, que domina a estacionariedade, no sentido de convergência assintótica.

Em um sistema de n variáveis endógenas, haverá no máximo $n - 1$ vetores de cointegração. Para entender por que não se pode ter mais do que $n - 1$ vetores de cointegração, suponha o caso mais simples em que $n = 2$, isto é, um sistema bivariado (y_t, z_t) em que ambas as variáveis são $I(1)$ e possuem um vetor de cointegração $(1, -b)$, tal que $y_t - bz_t \sim I(0)$. Agora, suponha que exista outro vetor de cointegração, $(1, -c)$, que torna as séries $I(0)$: $y_t - cz_t \sim I(0)$, então é forçoso concluir a seguinte relação:

$$y_t - cz_t = \underbrace{y_t - bz_t}_{\sim(0)} + \underbrace{(b-c)z_t}_{I(0) \text{ ou } b=c}$$

Em palavras, se $b = c$, existe somente um vetor de cointegração. Se $b \neq c$, a segunda parcela do lado direito da equação passa a ser importante. Nesse caso, para que haja estacionariedade no lado esquerdo, é preciso que $z_t \sim I(0)$, o que é um absurdo, pois foi pressuposto que $z_t \sim I(1)$.

2. Iste é, se a relação de cointegração é dada por $y_t = \beta x_t + v_t$, o mesmo β pode ser estimado quando se subtrai y_{t-1} no lado esquerdo da equação anterior e $\beta x_{t-1} + v_{t-1}$ no lado direito, resultando no modelo $\Delta y_t = \beta \Delta x_t + \beta v_t$. Entretanto, a taxa de convergência do estimador nesse caso é bem mais lenta do que no caso de se estimar o coeficiente no nível.

Uma vez concluído o teste de raiz unitária sobre os resíduos e constatado que são estacionários, o modelo original pode ser escrito na forma de correção de erros. Esse modelo é como um VAR convencional, porém se acrescenta o erro de equilíbrio e, por isso, chama-se VECM. Para visualizar um modelo VECM simples, considere que a relação de cointegração entre y_t e z_t seja:

$$y_t = \alpha + \beta z_t + u_t.$$

Então, existem formas de manipular o modelo VAR de modo que, se existe cointegração, pode-se reescrever o modelo original de tal maneira que os resíduos entrem explicitamente no VAR resultante. Os detalhes do procedimento serão explicados minuciosamente quando discutirmos o modelo de correção de erros. Assim, introduzir os erros no modelo VAR implica estimar o seguinte modelo, para o caso bivariado $X_t = [y_t \quad z_t]'$:

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= \alpha_1 \tilde{u}_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \lambda_{21,j+1} \Delta y_{t-j} + \sum_{j=1}^{q-1} \lambda_{12,j+1} \Delta z_{t-j} + \varepsilon_{1t} \\ \Delta z_t &= \alpha_2 \tilde{u}_{t-1} + \sum_{j=1}^{p-1} \lambda_{21,j+1} \Delta y_{t-j} + \sum_{j=1}^{q-1} \lambda_{22,j+1} \Delta z_{t-j} + \varepsilon_{2t}.\end{aligned}$$

Pede-se ao leitor que aguarde mais alguns instantes e deriva-se essa relação a partir do modelo original. Por enquanto, apenas verifique como se usa o resíduo da cointegração para estimar o VAR. É claro que, em relação ao modelo VAR original, simplesmente nas diferenças há alteração da magnitude dos coeficientes. O importante é perceber, contudo, que não inclui os resíduos de cointegração no modelo implica incorrer no erro de omissão de variáveis explicativas, que resulte em estimativas dos parâmetros viesadas.

No caso mais geral em que $n > 2$, haverá $r < n - 1$ vetores de cointegração (se $r = 0$, não existe cointegração entre as variáveis). Para cada vetor de cointegração, haverá um resíduo estacionário. Mais claramente, na situação em que $r < n$, deve-se considerar a regressão de cada equação diferenciada com relação aos r resíduos e às n variáveis endógenas, de forma que $\tilde{u}_{t-1}$ passaria a ser um vetor de resíduos e α_i , $i = 1, 2, \dots, n$, seria um vetor $r \times 1$ a multiplicar o vetor $\tilde{u}_{t-1}$.

7.1.1 Teste de Engle-Granger com Variáveis $I(2)$

Multicointegração está associada a situações em que combinações lineares de variáveis $I(2)$ com variáveis $I(1)$ são estacionárias. Um exemplo ocorre quando se consideram as variáveis x_{1t} e x_{2t} integradas de ordem 2 e o vetor $y_t \sim I(1)$. Então, é possível ter:

$$x_{1t} = b_2 x_{2t} + y_t' a + u_t.$$

Note que $\delta_0 = 0$ impediria a obtenção de estacionaridade porque, sob essa hipótese, $x_{1t} \sim I(2)$ seria combinado a variáveis $I(1)$, tornando impossível a existência de estacionaridade.

A especificação anterior pode ser desdobrada em outras relações com as mesmas variáveis. Um exemplo seria usar as variáveis de maior integração em sua diferença, conforme a seguinte especificação:

$$x_{1t} = b_1 x_{1t} + y_t \alpha + \gamma_2 \Delta x_{2t} + u_t.$$

Sejam x_{1t} , x_{2t} e x_{3t} variáveis $I(2)$, e y_t um vetor de variáveis $I(1)$. Então, o teste é feito quase como na seção anterior, da seguinte forma:

1. Estima-se o modelo completo:

$$x_{1t} = \mu + \delta_1 + b_2 x_{2t} + b_3 x_{3t} + p_2 \Delta x_{2t} + \gamma_3 \Delta x_{3t} + \gamma' \alpha + u_t.$$

2. Procede-se ao teste de raiz unitária nos resíduos estimados:

$$\Delta \hat{u}_t = \alpha \hat{u}_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \beta_i \Delta \hat{u}_{t-i} + u_t.$$

A não rejeição de $H_0: \alpha = 0$ implica que os resíduos têm raiz unitária e que as variáveis não cointegram. Os valores críticos nesse caso dependem do número de regressores que são $I(2)$, $m_2 = 1, 2$, do número de regressores que são $I(1)$, $m_1 = 0, 1, \dots, 4$, do número de observações e da forma dos regressores determinísticos. Veja *Enders (2009)* para os detalhes das tabelas.

7.2 MODELO DE CORREÇÃO DE ERROS

Esta seção elabora mais profundamente a versão do modelo de correção de erros, estendendo-se de modo a possibilitar a existência de várias variáveis endógenas na presença de diversos vetores de cointegração, culminando com a descrição completa do modelo vetor de correção de erros, VECM.

O modelo vetor de correção de erros é uma versão mais completa de VAR. A ideia básica é que o VAR com variáveis não estacionárias, mas diferenciadas, omite variáveis relevantes. O VECM corrige esse problema. Para entendê-lo, considere o modelo multivariado VAR no nível, ignorando a possível existência de constante:

$$\tilde{X}_t = \Phi_1 \tilde{X}_{t-1} + \Phi_2 \tilde{X}_{t-2} + \dots + \Phi_p \tilde{X}_{t-p} + \varepsilon_t.$$

Esse é o modelo multivariado em que cada $\tilde{X}_t$ é um vetor $n \times 1$ de variáveis endógenas. A ordem p de defasagem pode ser escolhida de tal maneira que os resíduos estimados sejam não autocorrelacionados entre si ou de acordo com o critério de Schwarz.

Pode-se reescrever a equação anterior mais convenientemente da seguinte maneira:

$$\left[I - (\Phi_1 L + \Phi_2 L^2 + \dots + \Phi_p L^p) \right] X_t = e_t \longrightarrow \\ \Phi(L) X_t = e_t.$$

Observe, em particular, que, quando $L = 1$, então:

$$\Phi(1) = \left[I - (\Phi_1 + \Phi_2 + \dots + \Phi_p) \right] = -\Psi$$

Essa formulação será adequada daqui a pouco, quando serão apresentados alguns teoremas e definições que ajudarão a determinar o VECM. O polinômio característico de $\Phi(L)$ é dado por:

$$\Phi(Z) = I - \sum_{i=1}^p \Phi_i Z^i,$$

em que Z é uma matriz diagonal com n elementos.³

O termo $\Phi(Z)$ ajuda a determinar a existência ou não de raiz unitária e a quantidade de vetores de cointegração a partir do seu posto. O polinômio característico tem o mesmo significado do caso univariado, em que, para que haja estacionaridade, todos os autovalores da matriz Φ devem estar fora do círculo unitário.

No caso multivariado, há alterações na forma de obter determinados resultados análogos ao caso univariado, porém as ideias fundamentais são idênticas e usadas para explicar os resultados de forma mais intuitiva. Assim, sabe-se da álgebra linear que, se o determinante de uma matriz é nulo, seu posto não é pleno. Isto é, $[\Phi(I)] = 0 \iff \text{posto}(\Phi) < n$, ou seja, o processo tem uma raiz unitária, de forma que $\Phi(Z)$ pode ser fatorada de tal maneira que:

$$\Phi(Z) = (I - Z)(I - \lambda_1 Z)(I - \lambda_2 Z) \dots (I - \lambda_{p-1} Z).$$

O posto de uma matriz é o número de linhas ou colunas independentes dessa matriz. O posto será sempre menor ou igual ao menor número entre colunas e linhas. Ou seja, para uma matriz qualquer A com dimensão $r \times n$, $\text{posto}(A) \leq \min[r, n]$. Uma propriedade da matriz quadrada é que, se seu posto é pleno, ou seja, para uma matriz $r \times r$, com posto igual a r , o determinante dessa matriz é não nulo. Com isso em mente, é possível enunciar o teorema de Granger, que serve para separar a matriz de cointegração da matriz de ajustamento cujas ideias fundamentais já foram discutidas anteriormente.

3. Observe que, sendo Z uma matriz diagonal com elementos idênticos na diagonal, então:

$$AZ = \lambda Z,$$

em que λ é o elemento da diagonal de Z .

TEOREMA 7.1 (Granger)

Se $|\Phi(Z)| = 0$ implica que $Z \geq 1$ e $0 < \text{posto}(\Phi) = r < n$, então existem as matrizes α e β de dimensão $n \times r$ tal que: $\Phi = \alpha\beta'$.

Como se verá, β é chamada de matriz de cointegração e α , matriz de ajustamento. O teorema de Granger expressa a ideia de que se pode decompor Φ em duas matrizes multiplicativas quando a matriz não tem posto pleno. Essa propriedade é bastante adequada para se oferecer uma interpretação econômica a séries temporais e é a base para se desenvolver o teste de cointegração multivariado de Johansen, a ser visto adiante.

A partir desses conceitos, pode-se formular o modelo vetor de correção de erros. Esse modelo é obtido por manipulações algébricas⁴ da equação $\Phi(L)X_t = e_t$. Inicialmente, desenvolve-se o modelo admitindo-se tratar de um VAR (3), depois enuncia-se o resultado para o caso de um VAR (p) deixando ao leitor a tarefa de derivar o modelo mais geral. Assim, seja:

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \Phi_3 X_{t-3} + e_t.$$

A essa equação, some e subtraia $\Phi_3 X_{t-2}$:

$$\begin{aligned} X_t &= \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \Phi_3 X_{t-2} - \Phi_3 X_{t-2} + \Phi_3 X_{t-3} + e_t = \\ &= \Phi_1 X_{t-1} + (\Phi_2 + \Phi_3) X_{t-2} - \Phi_3 \Delta X_{t-2} + e_t. \end{aligned}$$

Ao resultado anterior, some e subtraia $(\Phi_2 + \Phi_3) X_{t-1}$:

$$\begin{aligned} X_t &= \Phi_1 X_{t-1} + (\Phi_2 + \Phi_3) X_{t-1} - (\Phi_2 + \Phi_3) X_{t-1} + (\Phi_2 + \Phi_3) X_{t-2} - \Phi_3 \Delta X_{t-2} + e_t = \\ &= (\Phi_1 + \Phi_2 + \Phi_3) X_{t-1} - (\Phi_2 + \Phi_3) \Delta X_{t-1} - \Phi_3 \Delta X_{t-2} + e_t. \end{aligned}$$

Finalmente, subtraia X_{t-1} de ambos os lados para obter a versão do VAR na forma VECM:

$$\begin{aligned} X_t - X_{t-1} &= -X_{t-1} + (\Phi_1 + \Phi_2 + \Phi_3) X_{t-1} - (\Phi_2 + \Phi_3) \Delta X_{t-1} - \Phi_3 \Delta X_{t-2} + e_t = \\ \Delta X_t &= -[I - (\Phi_1 + \Phi_2 + \Phi_3)] X_{t-1} - (\Phi_2 + \Phi_3) \Delta X_{t-1} - \Phi_3 \Delta X_{t-2} + e_t = \\ &= \Phi X_{t-1} + \sum_{i=1}^2 \Lambda_i \Delta X_{t-i} + e_t, \end{aligned}$$

em que $\Lambda_i = -\sum_{j=1, j \neq i}^3 \Phi_j I = 1, 2$.

4. De forma semelhante à técnica utilizada para se obter a equação do teste de Dickey-Fuller aumentado.

O caso geral é derivado de forma semelhante e direta a partir do que foi feito anteriormente.

$$\Delta X_t = \Phi X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Lambda_i \Delta X_{t-i} + e_{1t}$$

em que $\Lambda_i = -\sum_{j=i+1}^p \Phi_j$, $i = 1, 2, \dots, p-1$.

Se há raiz unitária, é claro que $\Phi(I) = 0$, de modo que $\Phi = \alpha\beta'$. Então, pode-se dizer que β é a matriz que tem r vetores de cointegração e α é a matriz de ajustamento, com r vetores de ajustamento.

O modelo de correção de erros é assim chamado porque explica ΔX_t por dois componentes: os fatores de curto prazo, $\sum_{i=1}^{p-1} \Lambda_i \Delta X_{t-i}$, e a relação de longo prazo dada entre as coordenadas do vetor de variáveis endôgenas, ΦX_{t-1} , considerando que haja cointegração.

Sempre é possível associar ao VAR a correção de erros na presença de cointegração? Haveria algum caso em que isso não seria possível? O teorema da representação de Granger mostra que a resposta à primeira pergunta é sim; à segunda, não.

TEOREMA 7.2 (Teorema da representação de Granger)

Se $X_t \sim CI(1,1)$, X_t tem representação em forma de VECM.

Convém dizer que Campbell e Perron (1991) não mostram qualquer objeção com relação à sua definição de cointegração com o teorema da representação. Com efeito, em seu artigo, o VECM é colocado sem qualquer restrição.

Há um caso interessante de cointegração não abrangido pelo desenvolvimento feito até aqui: é o caso do VAR(0). Trata-se de um modelo univariado em que há cointegração entre variável explicada e explicativas, porém sem a necessidade de variáveis defasadas. Esse caso é desenvolvido a seguir, iniciando por meio de um exemplo.

EXEMPLO 7.1

Considere o modelo normalizado $y_t = \pi x_t + e_t$. Subtraia y_{t-1} de ambos os lados da equação e some e subtraia πx_{t-1} no lado direito:

$$\begin{aligned} y_t - y_{t-1} &= \pi x_t - \pi x_{t-1} = y_{t-1} + \pi x_{t-1} + e_t \implies \\ \Delta y_t &= \pi \Delta x_t - (y_{t-1} - \pi x_{t-1}) + e_t \implies \\ \Delta y_t &= \pi \Delta x_t - \begin{bmatrix} 1 & -\pi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + e_t. \end{aligned}$$

Em vez de estimar o modelo como se apresenta, pode-se estimá-lo da seguinte forma: primeiro, estima-se a relação entre y_t e x_t para obter os resíduos estimados da relação de cointegração. Em seguida, estima-se o modelo na primeira diferença, incluindo os resíduos estimados da relação de cointegração para se obter o coeficiente de ajustamento α e o coeficiente π . Isto é:

1. Obtenha $\hat{u}_t = y_t - \hat{\beta}_1 x_t$;
2. Use o resíduo estimado para estimar a regressão:

$$\Delta y_t = \pi \Delta x_t + \alpha \hat{u}_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Formalmente, operou-se a decomposição da matriz $\begin{bmatrix} \alpha & -\pi \end{bmatrix}$ em $\alpha\beta'$. Esquemáticamente, isso está contido nas seguintes equações:

$$\Delta y_t = \pi \Delta x_t + \alpha \hat{\beta}' \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ x_{t-1} \end{bmatrix} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = \pi \Delta x_t + \alpha \hat{u}_{t-1} + \varepsilon_t.$$

É importante notar aqui que o procedimento permite estimar três parâmetros do modelo, em vez de apenas um se não fosse considerada a possibilidade de cointegração: α , β_1 e π . Alves e Bueno (2003) aplicam esse modelo para estimar a elasticidade no preço da demanda por gasolina, a elasticidade cruzada da demanda de gasolina em relação ao álcool e a elasticidade renda da gasolina, tanto no curto quanto no longo prazo.

Assim, pode-se interpretar α como a velocidade de ajustamento quando o modelo sai de sua trajetória de longo prazo. Para entender melhor, suponha que y_{t-1} descole de x_{t-1} de modo que $u_{t-1} > 0$. Quanto maior α , mais efeito terá sobre y_t no sentido de reajustar o modelo em direção a seu equilíbrio de longo prazo. A correção é dinâmica, por meio da diferença entre y_t e y_{t-1} .

7.3 TESTE DE COINTEGRAÇÃO DE JOHANSEN

Johansen propõe um teste para definir o posto da matriz Φ e, assim, estimar os vetores de cointegração contidos na matriz β . Sua metodologia é interessante porque é empreendida simultaneamente à estimação do modelo de cointegração. Isto é, a metodologia de Johansen permite a estimação do VECM simultaneamente aos vetores de cointegração.

Mesmo definindo o posto de Φ , pode não ser possível identificar α e β . Por isso, propõe-se uma normalização aos vetores de cointegração, de forma a restringir as possibilidades que essas matrizes podem assumir.

NOTA 7.2

A matrizes α e β não são identificáveis, pois qualquer matriz F não singular resulta em $Q = \alpha' F' (F^{-1})' \beta$, em que F é uma matriz $r \times r$. Para a normalização, a matriz F será tal que representa o inverso do menor principal de β de dimensão $r \times r$. Isto é, a matriz F é utilizada para normalizar os vetores de cointegração.

EXEMPLO 7.2

Considere o seguinte sistema de equações não estacionárias na forma de vetor de cointegração:

$$y_t = bx_t + cz_t + u_{1t}$$

$$x_t = dx_t + az_t + u_{2t}$$

Colocando esse sistema na forma vetorial, encontra-se:

$$\begin{bmatrix} 1 & -b & -c \\ -d & 1 & -a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_t \\ x_t \\ z_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \end{bmatrix}.$$

A matriz que multiplica o vetor $X_t = [y_t \ x_t \ z_t]'$ é a matriz β , sem qualquer normalização. É uma matriz de posto 2, pois a última linha é uma combinação das anteriores. Aplicando a inversa de $\begin{bmatrix} 1 & -b \\ -d & 1 \end{bmatrix}$ sobre essa matriz, pode-se normalizá-la.

$$\begin{bmatrix} 1 & -b \\ -d & 1 \end{bmatrix}^{-1} = \frac{1}{1-bd} \begin{bmatrix} 1 & b \\ d & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow \\ \frac{1}{1-bd} \begin{bmatrix} 1 & b \\ d & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -b & -c \\ -d & 1 & -a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{1-bd}(c+bd) \\ 0 & 1 & \frac{1}{1-bd}(a+cd) \end{bmatrix}.$$

Para identificar o posto, Johansen propõe dois testes baseados em uma estimação de máxima verossimilhança com restrição. A ideia de Johansen é usar a configuração multivariada e procurar o posto da matriz Φ de uma forma bastante inteligente. A derivação matemática desses testes é complexa e será deixada para outra seção, opcional. O leitor poderá procurar nas referências bibliográficas, ao final do texto, as fontes para entender tecnicamente os procedimentos sugeridos por Johansen.

Entretanto, é possível entender os testes mais intuitivamente. Teseologicamente, Φ é uma matriz $n \times n$ cujo posto é $r \leq n$, se houver cointegração. Se o posto dessa matriz for n , as variáveis endógenas são todas estacionárias. Se o posto da matriz for nulo, não existe cointegração e as variáveis são não estacionárias. A ideia de posto nulo é análoga à de raiz unitária no modelo univariado. Naquele caso, o coeficiente que multiplicava y_{t-1} era nulo ante a presença de raiz unitária. No caso multivariado, posto nulo significa que a matriz $\Phi = 0$, portanto, trata-se de uma raiz unitária multivariada.

Sabendo que o determinante de uma matriz é o produto de seus autovalores e imaginando que o posto de Φ está entre 0 e n , é possível afirmar que Φ terá r autovalores diferentes de zero e $n - r$ autovalores iguais a zero. O problema, portanto, é encontrar esses autovalores.

Para estabelecer o teste convém, neste momento, introduzir variáveis determinísticas ao modelo, uma vez que os valores críticos dependem da configuração dessas variáveis. As variáveis determinísticas farão parte da variável X_t no nível e do vetor de cointegração:

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \dots + \Phi_n X_{t-n} + \delta' d_t + \varepsilon_t$$

em que $d_t = [1, t]'$ é um vetor com variáveis determinísticas que poderia incluir também *dummy*s sazonais ou outras variáveis determinísticas; δ é uma matriz de coeficientes cuja dimensão é compatível com d_t , nesse caso com dimensão $2 \times n$.

Reescrevendo o modelo anterior na forma VECM, obtém-se:

$$\Delta X_t - \Phi X_{t-1} = \sum_{i=1}^{p-1} \Delta \alpha_i X_{t-i} + \delta' d_t + \varepsilon_t$$

Maximizando essa especificação com restrições sobre a matriz de covariância, conforme procedimento descrito no fim deste capítulo, é possível obter os autovalores da matriz Φ . Esses autovalores podem ser ordenados, sem perda de generalidade, do maior para o menor: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, cada um deles correspondente a determinado autovetor que será associado aos vetores de cointegração contidos em β . Do ponto de vista prático, o pacote estatístico a ser utilizado calculará os autovalores e os ordenará, bem como procederá ao teste com o respectivo valor crítico, já que a distribuição do teste, assim como no caso de raiz unitária, não é convencional. A partir desse ponto, há dois testes que podem ser empregados, ambos designados por Johansen.

O primeiro teste é o do traço, que assume como hipótese nula a existência de r^* vetores de cointegração contra a hipótese alternativa de $r > r^*$ vetores. Formalmente:

$$H_0: r = r^* \text{ x } H_1: r > r^*$$

A estatística do teste é dada por:

$$\Lambda_{tr}(r) = -T \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i).$$

NOTA 7.3

Os autovalores são normalizados de tal maneira que sempre serão menores do que 1, portanto, o $\ln$ será negativo. Isso é possível por causa da não identificabilidade da matriz Φ .

A lógica do teste é a seguinte: o posto da matriz Φ é igual ao número de suas raízes características diferentes de zero. Se não existe cointegração, os autovalores obtidos serão próximos a zero, denotando não estacionaridade ou instabilidade da matriz Φ , e $\ln(1 - \hat{\lambda}_i) \rightarrow 0$. Se isso acontece, a estatística do traço resulta em valores pequenos, de tal modo que não se pode rejeitar a nula. Se, por outro lado, $\hat{\lambda}_i$ é significativamente diferente de zero, então $\ln(1 - \hat{\lambda}_i)$ será negativo. A estatística terá um valor alto, e a nula será rejeitada em favor da alternativa.

O teste é crescente, ou seja, inicia-se com a soma de n "logs" de 1 menos o autovalor, admitindo-se inicialmente que $r^* = 0$. Rejeitada a hipótese nula, significa que há mais de um vetor de cointegração. Então, parte-se para a soma dos $n - 1$ "logs" de 1 menos os autovalores correspondentes, até que não se rejeite mais a hipótese nula de que há r^* vetores de cointegração.

A distribuição desse teste é um processo de difusão, ou seja, não é uma distribuição convencional. A tabela mais recente a respeito dos valores críticos pode ser encontrada em MacKinnon, Haug e Michelis (1999). Normalmente, os pacotes econométricos já possuem essas tabelas embutidas.

O segundo teste é o de máximo autovalor, aparentemente com resultados mais robustos que o anterior, mas também com distribuição não convencional. A hipótese nula desse teste é que existem r^* vetores de cointegração; a hipótese alternativa é que existem $r^* + 1$ vetores de cointegração:

$$H_0: r = r^* \times H_1: r = r^* + 1.$$

A estatística do teste é dada por:

$$LR(r) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r+1}).$$

No fundo, é um teste que verifica qual o máximo autovalor significativo que produz um vetor de cointegração. Esse autovalor máximo correspondente ao vetor de cointegração r^* mostra que há r^* vetores de cointegração. Como o teste anterior, é um teste crescente. Rejeitar H_0 significa que há mais um vetor de cointegração. Não rejeitar H_0 significa que há r^* vetores de cointegração.

É preciso determinar cuidadosamente o modelo de cointegração a ser testado e a ordem de defasagens dos componentes autorregressivos. Para determinar a ordem de defasagem, é preciso combinar, simultaneamente, o melhor critério de informação à ausência de autocorrelação dos resíduos. O procedimento padrão pode ser usado aqui: determinar o menor valor de algum critério de informação a partir de uma defasagem máxima e verificar se a autocorrelação dos resíduos é nula para todas as variáveis.

O problema maior é determinar o modelo de cointegração, pois há cinco possibilidades. As possibilidades relacionam-se à existência de constante e tendência no nível do vetor X_t e na vetor de cointegração. Formalmente, os casos são listados a seguir e, a partir da definição de qual deles cabe usar, definem-se os valores críticos a consultar.

CASO 1

Ausência de intercepto e tendência tanto no vetor de cointegração quanto no nível de X_t . Nesse caso, tem-se:

$$\Phi X_{t-1} + \beta' a_t = \alpha \hat{\pi}' X_{t-1},$$

CASO 2

Há intercepto apenas no vetor de cointegração. Nesse caso, tem-se:

$$\Phi X_{t-1} + \beta' a_t = \alpha (\beta' X_{t-1} + \mu_0),$$

em que μ_0 é um vetor $r \times 1$ de constantes.

CASO 3

Há intercepto no vetor de cointegração e tendência linear no nível de X_t . Nesse caso, tem-se:

$$\Phi X_{t-1} + \beta' a_t = \alpha (\beta' X_{t-1} + \mu_0) + \delta_0 t,$$

em que δ_0 é um vetor $r \times 1$ de constantes.

7. A dimensão de intercepto e tendência é compatível com a dimensão dos vetores de cointegração.

CASO 4

Há intercepto no vetor de cointegração e tendência linear no vetor de cointegração e no nível. Nesse caso, tem-se:

$$\Phi X_{t-1} + \delta' d_t = \alpha [\beta' X_{t-1} + \mu_0 + \mu_1 (t-1)] + \delta_0,$$

em que μ_1 é um vetor $r \times 1$ de constantes.

CASO 5

Há intercepto e tendência linear no vetor de cointegração e tendência quadrática no nível. Então, tem-se:

$$\Phi X_{t-1} + \delta' d_t = \alpha [\beta' X_{t-1} + \alpha_0 + \mu_1 (t-1)] + \delta_0 + \delta_1 t,$$

em que δ_1 é um vetor $s \times 1$ de constantes.

Especificando o modelo em sua formulação completa, tem-se, portanto:

$$\Delta X_t = \alpha [\beta' X_{t-1} + \mu_0 + \mu_1 (t-1)] + (\delta_0 + \delta_1 t) + \sum_{i=1}^{p-1} \Lambda_i \Delta X_{t-i} + \varepsilon_t$$

Com essa especificação, os seguintes modelos são possíveis:

1. Sem termos determinísticos: $\mu_0 = \mu_1 = \delta_0 = \delta_1 = 0$;
2. Constante dentro do vetor de cointegração: $\mu_0 \neq 0$, $\mu_1 = \delta_0 = \delta_1 = 0$;
3. Constante dentro e fora do vetor de cointegração: $\mu_0, \delta_0 \neq 0$, $\mu_1 = \delta_1 = 0$;
4. Constante dentro e fora do vetor de cointegração e tendência dentro do vetor: $\alpha_0, \mu_1 \neq 0$, $\delta_1 = 0$;
5. Constante dentro e fora do vetor de cointegração e tendência dentro e fora do vetor: $\delta_0, \delta_1, \mu_0, \alpha_1 \neq 0$.

O leitor poderá perguntar-se sobre alguns casos que foram deixados de fora entre os mencionados. O primeiro é o caso em que não há intercepto no vetor de cointegração, mas tendência linear no nível. Nessa situação, é preciso observar que os elementos de X_t têm todos uma tendência linear, de modo que a combinação entre seus elementos deverá resultar um constante, ou mesmo não eliminar a tendência linear, como ocorre no caso 3. Argumento semelhante poderá ser invocado se o leitor se perguntar se não é possível haver tendência quadrática no nível e apenas constante no vetor de cointegração. Finalmente, é preciso observar que os casos abarcam todas as possibilidades de regressores para que não haja

omissão de variável relevante. Assim, estimar um modelo com mais regressores do que de fato é necessário não constitui um problema.

Como exemplo, suponha três variáveis, x , y e z em que haja dois vetores de cointegração, quando propriamente normalizados pela matriz F . A representação disso seria:

$$\begin{aligned}\Delta x_t &= \alpha_{x1}(x_{t-1} - bx_{t-1}) + \alpha_{x2}(y_{t-1} - dz_{t-1}) + \sum_{i=1}^{p_1} [\alpha_{x2i}\Delta x_{t-i} + \psi_{x2i}\Delta y_{t-i} + \delta_{x2i}\Delta z_{t-i}] + \varepsilon_{xt} \\ \Delta y_t &= \alpha_{y1}(x_{t-1} - bx_{t-1}) + \alpha_{y2}(y_{t-1} - dz_{t-1}) + \sum_{i=1}^{p_2} [\alpha_{y2i}\Delta x_{t-i} + \psi_{y2i}\Delta y_{t-i} + \delta_{y2i}\Delta z_{t-i}] + \varepsilon_{yt} \\ \Delta z_t &= \alpha_{z1}(x_{t-1} - bx_{t-1}) + \alpha_{z2}(y_{t-1} - dz_{t-1}) + \sum_{i=1}^{p_3} [\alpha_{z2i}\Delta x_{t-i} + \psi_{z2i}\Delta y_{t-i} + \delta_{z2i}\Delta z_{t-i}] + \varepsilon_{zt}\end{aligned}$$

A ordem de defasagem é determinada pela última defasagem que faz que as autocorrelações residuais sejam nulas pelo teste de Ljung-Box.

NOTA 7.4

Não obstante, é possível calcular o posto da matriz Φ , o que nos permite saber se os elementos do vetor X_t são cointegrados ou não, lembrando que existem, no máximo, $n - 1$ vetores de cointegração.

NOTA 7.5

1. $\text{posto}(\Phi) = n \rightarrow X_t \sim I(0)$;
2. $\text{posto}(\Phi) = 0$, então as séries não cointegram;
3. $0 < \text{posto}(\Phi) = r < n$, então há r vetores de cointegração.

NOTA 7.6

Como β é superconsistente, podem-se fazer normalmente inferências sobre a matriz α .

Vê-se que, com posto igual a zero, inexistirá qualquer vetor que torne a combinação linear das coordenadas de X_t estacionária. Por outro lado, quando o posto é pleno, todas as combinações lineares possíveis pela matriz resultam em uma série estacionária. Se isso é sempre possível, todas as séries são estacionárias.

É importante notar o seguinte: se ocorre o caso a, pode-se estimar $\Phi(L)X_t = \varepsilon_t$ sem problemas, por ser o caso VAR convencional; se ocorre o caso b, é preciso estimar o sistema nas primeiras diferenças; se ocorre o caso c, não é permitido estimar o modelo na primeira diferença, pois estaria faltando um regressor, o termo $\beta'X_{t-1}$. Estimar o modelo no nível não implica qualquer erro, mas haveria uma perda de eficiência, porque algumas restrições são omitidas. Daí a importância de definir, em um modelo VAR, se as variáveis cointegram ou não.

NOTA 7.7

Quando os coeficientes da matriz α são zeros, a variável explicada é dita *fracamente exógena*. Assim, é preciso reinterpretar a condição de causalidade em sistemas cointegrados. Em um sistema cointegrado, $\{y_t\}$ não Granger-causa $\{x_t\}$ se os valores defasados Δy_{t-1} não explicam Δx_t e se x_t não responde aos desvios de equilíbrio de longo prazo. Portanto, x_t é *fracamente exógena*.

NOTA 7.8

O conceito de causalidade de Granger não deve ser usado para testar relações econômicas, mas tão somente para melhorar a previsão.

É interessante observar que cointegração não significa Granger-causalidade, diferentemente do que afirmam Lütkepohl e Krätzig (2001, p. 150). Conceitualmente, cointegração é relacionada ao equilíbrio de longo prazo entre as variáveis, ao passo que Granger-causalidade é relacionada à previsão de curto prazo. Ambos os conceitos são considerados na especificação VECM e, por isso, os autores fazem essa afirmação sob o argumento de que X_{t-1} contém variáveis defasadas que explicam ΔX_t . Portanto, haveria causalidade, pois variáveis defasadas ajudam a prever variáveis no presente. O problema é usar esse conceito para dizer que uma variável causa outra em sentido econômico, pois, havendo ociosidade de variáveis, tal afirmação seria economicamente espúria. A seguir, há um exemplo de causalidade de Granger espúria do ponto de vista econômico. O leitor mais interessado pode consultar Maddala e Kim (1998, Seção 5.9.2) e suas referências para mais detalhes.

Considere o seguinte modelo, em que ε_t é um passeio aleatório:

$$y_t = \phi_0 y_{t-1} + z_t + \varepsilon_{1t} \varepsilon_{1t} \sim i.i.d. (0, \sigma_1^2), |\phi_0| < 1;$$

$$x_t = \phi_0 x_{t-1} + z_t + \varepsilon_{2t} \varepsilon_{2t} \sim i.i.d. (0, \sigma_2^2), |\phi_0| < 1;$$

$$z_t = z_{t-1} + \varepsilon_{3t} \varepsilon_{3t} \sim i.i.d. (0, \sigma_3^2).$$



Figura 7.3 Granger-causalidade espúria: $y_t = 0,4y_{t-1} + z_t + e_{1t}$, $e_{1t} \sim i.i.d.(0,1)$; $z_t = 0,4z_{t-1} + z_t + e_{2t}$, $e_{2t} \sim i.i.d.(0,8)$; $x_t = z_{t-1} + e_{3t}$, $e_{3t} \sim i.i.d.(0,9)$.

Estimando o modelo apenas com as duas primeiras equações, conclui-se corretamente que há Granger-causalidade. De fato, como $z_t \sim I(1)$, o mesmo ocorre com x_t e y_t , por construção. Simulando uma série com 300 observações, conforme a seguir, verifica-se que as séries x e y são cointegradas e que uma delas causa a outra, no sentido de previsão dado por Granger.

O sentido econômico de causalidade seria espúrio nesse contexto, pois levaria à conclusão falsa de que uma variável causa a outra, quando, na verdade, ambas têm um componente em comum que as causa simultaneamente. O fato de esse componente não ter sido considerado no modelo econométrico leva à falsa conclusão de causalidade econômica.⁶

O teste de cointegração de Johansen pela estatística do traço rejeita a nula a um nível de significância inferior a 1%. O teste de causalidade de Granger com seis defasagens não rejeita a nula de que y_t não Granger causa x_t com significância de 87%. Porém, rejeita a nula de que x_t não Granger-causa y_t com significância de 2,1%.

EXEMPLO 7.3 (O mercado de pão francês)

Muito se tem dito sobre a taxa de câmbio e outras variáveis financeiras, porém praticamente nada sobre o nosso pão francês de cada dia. Esse exemplo

6. Essa formulação econômica geralmente é resultado da falta de modelo econômico que defina as equações do modelo.

propõe-se a preencher essa lacuna e aproximar a teoria econômica do nosso cotidiano matinal.

Considere p_1 o preço do trigo produzido pelo produtor, p_2 o preço da farinha de trigo na região metropolitana de São Paulo e p_3 o preço do pão francês nessa mesma região. Propõe-se o seguinte modelo para esses variáveis, impondo-se uma relação de longo prazo entre as séries, com o objetivo de procurar alguma relação de repasse dos preços na cadeia produtiva do pão francês:

$$\begin{pmatrix} \Delta p_{1,t} \\ \Delta p_{2,t} \\ \Delta p_{3,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta p_{1,t-1} \\ \Delta p_{2,t-1} \\ \Delta p_{3,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{pmatrix} \left[(p_3 - \theta_{10} - \beta_{11}p_1 - \beta_{12}p_2)_{t-1} \right] + \begin{pmatrix} \psi_1 \\ \psi_2 \\ \psi_3 \end{pmatrix} \theta_{1,t} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \varepsilon_{3,t} \end{pmatrix}$$

EXEMPLO 7.4

Veja aqui uma cadeia produtiva de um mercado relativamente competitivo, em que se assume que os custos são repassados ao consumidor.

Pode-se dividir o modelo em duas partes essenciais: a dinâmica de curto prazo e a dinâmica de longo prazo. A dinâmica de longo prazo está representada pela matriz 3×3 com ϕ 's. Nesse modelo, tem-se uma relação de cointegração: a diferença entre o preço do pão francês, da farinha de trigo e do trigo. Os parâmetros α s captam como os desvios de longo prazo são corrigidos. Na dinâmica de curto prazo, existem os parâmetros ϕ s. A interpretação destes é a mesma do caso VAR tradicional, e eles captam o comportamento autorregressivo das séries. Nesse caso, o modelo inclui apenas uma defasagem das variáveis.

O modelo também inclui um componente determinístico, por meio do dummy para o período de câmbio flutuante (a partir de janeiro de 1999). Nesse caso, procura-se descobrir se há alguma alteração das séries quando a volatilidade da taxa de câmbio aumenta. Note que o trigo é uma commodity e um dos principais produtos da pauta importadora brasileira. Assim, pode-se considerar que, em momentos de maior incerteza (volatilidade), o preço do trigo ao consumidor se ajuste com maior magnitude assimétrica de reajuste, que determina elevadas margens de lucro).

O primeiro passo para a estimação do modelo é dado pela realização do teste de Johansen para verificar a existência ou não de cointegração entre as séries. O resultado do teste do traço não rejeita a hipótese nula a 5% de existência de pelo menos dois vetores de cointegração para as séries:

	Autovalor	Traço	Valor crítico a 5%	Prob.
Nenhum*	0,163	47,021	35,192	0,003
1 Vetor*	0,105	21,505	20,261	0,033
2 Vetores	0,038	5,621	9,164	0,222

Os resultados do teste de máximo autovalor indicam a existência de pelo menos um vetor de cointegração a 5%. Então, pode-se afirmar que existe uma relação de longo prazo entre as variáveis.

	Autovalor	Máximo autovalor	Valor crítico a 5%	Prob.
Nenhum*	0,163	27,516	22,299	0,017
1 Vetor	0,105	13,882	15,892	0,030
2 Vetores	0,038	5,021	9,164	0,222

Com os resultados apresentados, pode-se confirmar a existência de pelo menos um vetor de correção de erros e estimar o modelo proposto. Os resultados são mostrados a seguir (valores significantes a 5% marcados com *):

$$\begin{pmatrix} \Delta p_{1,t} \\ \Delta p_{2,t} \\ \Delta p_{3,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,416^* & -0,021 & 0,298 \\ 0,117^* & 0,473^* & 0,117 \\ 0,087^* & 0,262^* & 0,012 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta p_{1,t-1} \\ \Delta p_{2,t-1} \\ \Delta p_{3,t-1} \end{pmatrix} \\ + \begin{pmatrix} 0,038^* \\ -0,041 \\ 0,080^* \end{pmatrix} [(p_3 - 1,141^* - 0,928^* p_1 + 2,104^* p_2)_{t-1}] \\ + \begin{pmatrix} 0,0011 \\ 0,0052^* \\ 0,007^* \end{pmatrix} \delta_{3,t} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \varepsilon_{3,t} \end{pmatrix}.$$

Os mercados de trigo e pão francês estão interligados, conforme apontam os coeficientes de ajuste dos desequilíbrios de longo prazo. Choques de longo prazo nas

preços desses dois mercados são incorporadas à dinâmica (como elevações das estuques internacionais do produto, percebidas como duradouras).

Na dinâmica de curto prazo, verifica-se que o preço ao produtor do trigo não é influenciado pelo preço dos outros mercados (apenas 0,415 é significativo, ou seja, um AR (1)). A dinâmica do preço da farinha de trigo responde a oscilações do preço do trigo, porém não às do pão francês (assim como visto anteriormente, isso poderia indicar que as pressões de demanda não afetam os preços no sentido "contrário"). Por fim, o preço do pão responde a oscilações no preço da farinha de trigo (0,23) e não possui um componente autorregressivo. Todas as séries são positivas, conforme esperado. É interessante notar que a dummy do período de oscilação cambial não é significativa para o preço do trigo, ao contrário do que ocorreu com a farinha (0,09) e o pão francês (0,07).

7.3.1 Teste de Hipóteses

O aspecto mais interessante do procedimento de Johansen é poder testar formas restritas do vetor de cointegração. Isso é possível porque, se há r vetores de cointegração, apenas essas r combinações lineares de variáveis são estacionárias. Assim, reestimando-se o modelo com a imposição das restrições desejadas e determinando se elas são "folgadas" (ou não são "justas"), o número de vetores de cointegração não deve diminuir.

Assim, estime os modelos restrito e não restrito. Obtenha os autovalores de cada modelo, respectivamente ordenados como $\hat{\lambda}_1 > \hat{\lambda}_2 > \dots > \hat{\lambda}_p$ e $\hat{\lambda}_1^* > \hat{\lambda}_2^* > \dots > \hat{\lambda}_p^*$. A estatística do teste será dada por:

$$2l = T \sum_{j=r+1}^p \left[\ln(1 - \hat{\lambda}_j^*) - \ln(1 - \hat{\lambda}_j) \right] \frac{1}{1 - \hat{\lambda}_j^*}.$$

A intuição é que autovalores de cada uma das regressões devem ser próximos se a restrição imposta for verdadeira. Dessa forma, baixos valores de l implicam a rejeição da hipótese nula representada pela imposição de restrições sobre as matrizes α e β .

7.3.2 Estimação de Φ por Máxima Verossimilhança*

Esta seção, mais técnica, fornece alguns detalhes sobre como obter o posto da matriz Φ , com base na exposição de Patterson (2000), Maddala e Kim (1998) e em suas referências. Considere, assim, o modelo VAR completo:

$$X_t = \Phi_1 X_{t-1} + \Phi_2 X_{t-2} + \dots + \Phi_p X_{t-p} + \beta' z_t + e_{1t}$$

em que $e_t \sim i.i.d.N(0, \Sigma)$

Esse modelo pode ser escrito na forma do vetor de correção de erros, e o problema é estimar o modelo por máxima verossimilhança sujeito à restrição de posto incompleto: $\Phi = \alpha\beta'$:

$$\Delta X_t = \alpha\beta'X_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Lambda_i \Delta X_{t-i} + \delta' d_t + \varepsilon_t.$$

Patterson sugere renomear algumas variáveis para tornar mais fácil a exposição. Imagine inicialmente, para facilitar a notação, uma amostra com $T+1$ observações começando em $t=p+1$. Os p primeiros valores são usados como valores iniciais do modelo. Assim, considere o vetor de variável explicada $Y_0 = \Delta X_0$, o vetor $Y_{1T} = X_{1T}$, a matriz de variáveis explicativas $Y_{2T} = \begin{bmatrix} \Delta X'_{t-1} & \Delta X'_{t-2} & \cdots & \Delta X'_{t-p+1} & d'_t \end{bmatrix}$ e a matriz de coeficientes $\Lambda = \begin{bmatrix} \Lambda_1 & \Lambda_2 & \cdots & \Lambda_{p-1} & \delta \end{bmatrix}$. Portanto, o modelo VECM pode ser reescrito simplifcandamente:

$$Y_{0t} = \alpha\beta'Y_{1t} + \Lambda Y_{2t} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Ou seja, o problema é maximizar a função de verossimilhança, em que há restrições não lineares de parâmetros, dadas por:

$$\ln L(\alpha, \beta, \Lambda, \Sigma) = -\frac{T}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T e_t' \Sigma^{-1} e_t.$$

As condições de primeira ordem desse modelo com relação a Λ são:

$$0 = \sum_{t=1}^T (Y_{0t} - \alpha\beta'Y_{1t} - \Lambda Y_{2t}) Y_{2t}' \rightarrow \\ \sum_{t=1}^T Y_{0t} Y_{2t}' - \alpha\beta' \sum_{t=1}^T Y_{1t} Y_{2t}' + \tilde{\Lambda} \sum_{t=1}^T Y_{2t} Y_{2t}',$$

em que $\tilde{\Lambda}$ é uma estimativa de Λ .

Renomeando as variáveis, para facilitar a exposição, como $\Pi_{12} = \frac{\sum_{t=1}^T Y_{1t} Y_{2t}'}{T}$, a equação anterior pode ser reescrita como:

$$\Pi_{02} = \alpha\beta'\Pi_{12} + \tilde{\Lambda}\Pi_{22}.$$

Portanto, pode-se obter $\tilde{\Lambda}$ pós multiplicando ambos os lados da equação anterior por Π_{22}^{-1} e rearranjando os termos adequadamente:

$$\tilde{\Lambda} = \Pi_{22} \Pi_{22}^{-1} \Pi_{02} - \alpha\beta' \Pi_{12} \Pi_{22}^{-1}.$$

Por razões que ficarão mais claras logo adiante, considere ainda as seguintes regressões lineares auxiliares:

1. Y_{1t} contra Y_{2t} , isto é, regrida

$$\begin{aligned} Y_{1t} - \alpha Y_{2t} + r_{1t} &\rightarrow \\ \tilde{Y} &= (Y_{1t} Y_{2t})' (Y_{1t} Y_{2t})^{-1} = \Pi_{12} \Pi_{22}^{-1} \end{aligned}$$

e obtenha os resíduos estimados $\tilde{r}_{1t} = Y_{1t} - \Pi_{12} \Pi_{22}^{-1} Y_{2t}$.

2. Y_{1t} contra Y_{3t} e obtenha os resíduos estimados $\tilde{r}_{1t} = Y_{1t} - \Pi_{13} \Pi_{33}^{-1} Y_{3t}$.

Observe da equação (1) que:

$$\begin{aligned} \tilde{r}_{1t} &= Y_{1t} - \alpha \beta' Y_{3t} - (\Pi_{12} \Pi_{22}^{-1} - \alpha \beta' \Pi_{32} \Pi_{33}^{-1}) Y_{2t} = \\ &= Y_{1t} - \Pi_{12} \Pi_{22}^{-1} Y_{2t} - \alpha \beta' (Y_{2t} - \Pi_{12} \Pi_{22}^{-1} Y_{2t}) = \\ &= \tilde{r}_{1t} - \alpha \beta' \tilde{r}_{1t}. \end{aligned}$$

Esse resultado é importante para mostrar que não é necessário calcular $\tilde{A}$ para obter $\tilde{r}_1$. Desse modo, as quantidades $\tilde{r}_{1t}$ e $\tilde{r}_{1t}$ podem ser obtidas pelas regressões auxiliares e, assim, podem-se estimar α e β . A partir desse resultado, o problema se torna maximizar a seguinte função de verossimilhança concentrada:

$$\ln L(\alpha, \beta, \Sigma) = -\frac{T}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (\tilde{r}_{1t} - \alpha \beta' \tilde{r}_{1t})' \Sigma^{-1} (\tilde{r}_{1t} - \alpha \beta' \tilde{r}_{1t}).$$

Equivalentemente a maximizar essa função, pode-se empreender a regressão por mínimos quadrados ordinários entre $\tilde{r}_{1t}$ e $\tilde{r}_{1t}$. Uma forma operacional de fazer isso é estimar α , para um dado β . Isto é, estimar:

$$\begin{aligned} \tilde{r}_{1t} &= \alpha (\beta' \tilde{r}_{1t}) + \tilde{r}_{1t} \rightarrow \\ \hat{\alpha}(\beta) &= \left[\left(\sum_{t=1}^T \tilde{r}_{1t} \tilde{r}_{1t}' \right) \beta \right] \left[\beta' \left(\sum_{t=1}^T \tilde{r}_{1t} \tilde{r}_{1t}' \right) \beta \right]^{-1} = \\ &= S_{11} \beta (S_{11} \beta)^{-1}, \end{aligned}$$

em que $S_{ij} = T^{-1} \sum_{t=1}^T \tilde{r}_{it} \tilde{r}_{jt}' = 0,1$.

Agora, o problema é estimar a matriz de covariância a partir das quantidades obtidas até o momento. Isso pode ser feito com as estimativas anteriores da seguinte forma, notando-se apenas que $S_{ij} = S_{ji}'$:

$$\begin{aligned} \hat{\Sigma}(\beta) &= \frac{\sum_{t=1}^T \tilde{r}_{1t} \tilde{r}_{1t}'}{T} - \frac{\sum_{t=1}^T [\tilde{r}_{1t} - \hat{\alpha}(\beta' \tilde{r}_{1t})] [\tilde{r}_{1t} - \hat{\alpha}(\beta' \tilde{r}_{1t})]'}{T} = \\ &= \frac{\sum_{t=1}^T \tilde{r}_{1t} \tilde{r}_{1t}' - \hat{\alpha}(\beta' \tilde{r}_{1t}) \tilde{r}_{1t}' - \tilde{r}_{1t} \hat{\alpha}'(\beta' \tilde{r}_{1t}) - \hat{\alpha}(\beta' \tilde{r}_{1t}) \tilde{r}_{1t}' \hat{\alpha}'(\beta' \tilde{r}_{1t})}{T} = \\ &= S_{11} - \hat{\alpha} \beta' S_{11} - S_{11} \beta \hat{\alpha}' + \hat{\alpha} \beta' S_{11} \beta \hat{\alpha}' = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\widehat{\Sigma}(\beta) &= S_{00} - S_{01}\beta'(\beta'S_{11}\beta)^{-1}\beta'S_{11} - S_{21}\beta'(S'S_{11}\beta)^{-1}\beta'S'_{11} - \\ &\quad + S_{21}\beta(\beta'S_{11}\beta)^{-1}\beta'S_{11}\beta(\beta'S_{11}\beta)^{-1}\beta'S'_{01} - \\ &= S_{00} - S_{01}\beta'(\beta'S_{11}\beta)^{-1}\beta'S_{11}.\end{aligned}$$

De novo, o objetivo dessas contas foi fazer com que $\widehat{\alpha}(\beta)$ desaparecesse, uma vez que, para obtê-lo, é preciso ter β . Essa matriz ainda não foi estimada, porém, partindo da última derivação, pode-se encontrar β a partir da maximização da verossimilhança em β da seguinte função:

$$L(\beta)^{-1} = \left| \widehat{\Sigma}(\beta) \right|.$$

Para prosseguir, convém lembrar um resultado devido a Johansen (1991), pelo qual a matriz de covariância amostral de $\begin{bmatrix} \widehat{\beta}_{1k} & \widehat{\beta}_{1j} \end{bmatrix}$, S , é dada por:

$$S = \begin{bmatrix} S_{00} & S_{01}\beta \\ \beta'S_{10} & \beta'S_{11}\beta \end{bmatrix}.$$

Trata-se de uma matriz quadrada com submatrizes também quadradas e não singulares. Assim, pelas regras 5 e 6 de Lütkepohl (2005, p. 660), se:

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix},$$

então, se A_{11} e A_{22} são matrizes quadradas não singulares, vale:

$$\begin{aligned}|A| &= |A_{22}| \left| A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21} \right| = |A_{11}| \left| A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12} \right| \rightarrow \\ &= \left| A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21} \right| = \frac{|A_{11}| \left| A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12} \right|}{|A_{22}|}.\end{aligned}$$

Consequentemente, o problema de estimação é equivalente a maximizar:

$$\frac{|S_{00}| \left| \beta'S_{11}\beta - \beta'S_{10}S_{00}^{-1}S_{01}\beta \right|}{|\beta'S_{11}\beta|} = \frac{|S_{00}| \left| \beta' \left(S_{11} - S_{10}S_{00}^{-1}S_{01} \right) \beta \right|}{|\beta'S_{11}\beta|}.$$

Johansen (1995, Lema A.8, p. 224) demonstra que a seguinte maximização

$$\max_X \frac{X'(A_2 - A_1)X}{X'A_1X}$$

é equivalente a maximizar a raiz característica da equação $|A_2 - \lambda A_1|$. Assim, fazendo $A_1 = S_{11}$ e $A_2 = S_{11}S_{00}^{-1}S_{01}$, o problema se torna encontrar o autovalor de

$$\begin{aligned}\left| S_{10}S_{00}^{-1}S_{01} - S_{11}\lambda \right| &= 0 \text{ ou, equivalentemente,} \\ \left| S_{11}^{-1}S_{10}S_{00}^{-1}S_{01} - \lambda I \right| &= 0.\end{aligned}$$

$$\exp(\lambda_{LR}) = \frac{S_{00} \prod_{i=1}^n (1 - \hat{\lambda}_i)}{|S_{00}| \prod_{i=1}^n (1 - \hat{\lambda}_i)} = \frac{1}{\prod_{i=1}^n (1 - \hat{\lambda}_i)} \rightarrow$$

$$\lambda_{LR} = -T \sum_{i=1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i).$$

EXERCÍCIOS

- Modelos de cointegração são uma ferramenta importante para testar modelos econômicos que envolvam séries não estacionárias. Em particular, muitos estudos têm procurado estabelecer relações entre as taxas de câmbio de diversas moedas.
 - Utilize seu conhecimento macroeconômico e estabeleça uma relação teórica entre as taxas de câmbio dos países.
 - Descreva a metodologia proposta por Engle e Granger e aplique-a para testar seu modelo para a taxa de câmbio entre dólar e real.
 - Descreva brevemente a metodologia de Johansen. Teste a presença de cointegração e interprete as estatísticas λ_{max} e λ_{trace} .
 - O que podemos dizer das duas metodologias para este caso? Alguma é preferível à outra?
- Muito se tem dito sobre a taxa de câmbio e outras variáveis financeiras, porém praticamente nada sobre o nosso pão francês de cada dia. Este exercício e o seguinte propõem-se a preencher esta lacuna e aproximar a teoria econômica do nosso cotidiano matinal.

Sejam os preços da farinha de trigo ao consumidor em duas regiões metropolitanas p_1 e p_2 e o preço do trigo para o produtor p_p . Temos o seguinte modelo VECM:

$$\begin{pmatrix} \Delta p_{1,t} \\ \Delta p_{2,t} \\ \Delta p_{p,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta p_{1,t-1} \\ \Delta p_{2,t-1} \\ \Delta p_{p,t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \\ \alpha_{31} & \alpha_{32} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} (p_1 - \beta_{10} - \beta_{11}p_2)_{t-1} \\ (p_2 - \beta_{20} - \beta_{21}p_1)_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \varepsilon_{3,t} \end{pmatrix}$$

em que d_{1t} é uma dummy para o período de câmbio flutuante (a partir de janeiro de 1999).

- Interprete o modelo apresentado, explicando cada parte do modelo.
- Estime os parâmetros e interprete o seu significado. (Note que o vetor de correção de erros está restrito; atenção quando estimá-lo. Sugestão: consulte Hendry e Juselius (1999, 2000). Liste à vontade para sugerir modificações que melhorem o modelo.)

- No exemplo do capítulo, foi criado um modelo para os índices de preços do trigo no atacado e da farinha e do pão francês para o consumidor. Escolha alguma região metropolitana e:
 - Verifique se há alguma relação de cointegração entre as séries, usando o teste de Johansen.
 - Especifique o modelo e estime-o.
 - Interprete os resultados.

Sugestão: a ideia deste exercício é estimular o aluno a criar um modelo com tais ferramentas. Por exemplo, veja que temos aqui uma cadeia produtiva de um mercado relativamente competitivo, podendo-se assumir que os custos são repassados ao consumidor.

- Defina as estatísticas possíveis para o teste de Johansen e interprete-as. Sob que hipóteses os valores críticos dessas estatísticas foram calculados?
- Carlos Marques queria saber em qual(is) caso(s) pode existir cointegração, para verificar qual o componente de longo prazo para a extração de mais-valia: A) Duas séries $I(2)$ e uma série $I(1)$; B) Duas séries $I(1)$ e uma série $I(0)$; C) Uma série $I(2)$ e duas séries $I(1)$; D) Três séries $I(0)$. Quais você indicaria a ele?
- (Jordá) Considere o seguinte VAR:

$$y_t = (1 + \beta_1)y_{t-1} - \beta_2 y_{t-2} + \varepsilon_{1t}$$

$$x_t = \gamma_1 x_{t-1} + (1 - \gamma_2)x_{t-2} + \varepsilon_{2t}$$

- Mostre que esse VAR é não estacionário.
- Encontre o vetor de cointegração e derive a representação VECM.
- Transforme o modelo de forma que envolva o termo de correção de erros (chame-o de z) e uma variável estacionária na diferença (chame-a de Δw). w será uma combinação linear de x e y mas não deve conter z . Dica: os pesos nessa combinação linear serão relacionados aos coeficientes dos termos de correção de erros.
- Verifique que y e x podem ser escritos como uma combinação linear de w e z . Dê uma interpretação de como uma decomposição do vetor $(y \ x)'$ nos componentes o torna permanente e transitório.

7. (Jordá) Considere o VECM bivariado:

$$\Delta y_t = c + \alpha \beta' y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma^2)$$

em que $\alpha = (\alpha_1 \quad 0)'$ e $\beta = (1 \quad -\beta_2)'$. Equação por equação, o sistema é dado por:

$$\Delta y_{1t} = c_1 + \alpha_1 (y_{1t-1} - \beta_2 y_{2t-1}) + \varepsilon_{1t}$$

$$\Delta y_{2t} = c_2 + \varepsilon_{2t}$$

Responda às seguintes questões.

- a. A partir do VECM anterior, derive a seguinte representação na forma VECM

$$\Delta y_t = c + \Pi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

e a seguinte representação na forma VAR(1)

$$y_t = c + A y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- b. Baseado nos valores dados para os elementos de α e β , determine α_+ , β_+ de modo que $\alpha' \alpha_+ = 0$ e $\beta' \beta_+ = 0$.
- c. Use o teorema da representação de Granger para determinar que $\psi(L) = \beta_+ (\alpha_+ \beta_+)' \alpha_+^{-1}$, em que $\psi(L)$ é o polinomial de médias móveis correspondente ao sistema VECM acima e I_2 é a matriz identidade de ordem 2. Dica: você pode mostrar esse resultado provando que $\psi(L)$ é ortogonal ao espaço de cointegração.
- d. Usando a decomposição de Beveridge-Nelson e o resultado do item anterior, determine a tendência comum no sistema VECM.
- e. Mostre que $\beta' \beta_+$ segue um processo AR(1) e que esse AR(1) é estável, dado que $-2 < \alpha_1 < 0$. O que você pode dizer sobre o sistema quando $\alpha_1 = 0$?

Capítulo 8

HETEROCEDASTICIDADE CONDICIONAL

No início da década de 1980, assistiu-se ao surgimento dos modelos autorregressivos de heterocedasticidade condicional, ARCH (veja Engle, 1982). Esses modelos foram, posteriormente, generalizados por Bollerslev (1986), GARCH, originando vasta literatura sobre o assunto, ainda inesgotada, provavelmente.

A razão principal do surgimento desses modelos é que, antes disso, os modelos econométricos de séries de tempo, fossem os financeiros ou os macroeconômicos, enfatizavam apenas o princípio momento condicional. As dependências temporais de ordem superior eram perturbações aleatórias, consideradas em seus momentos incondicionais. Essas dependências expressam a existência de aglomerações na série e a alternância de períodos de baixa volatilidade com períodos de alta volatilidade. A figura 8.1 apresenta essas características.

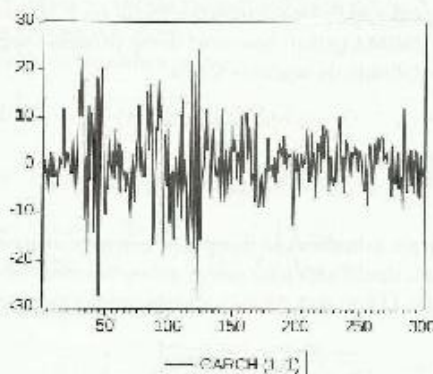


Figura 8.1 Modelo de simulação em que erros seguem GARCH(1,1).

Os modelos de heterocedasticidade condicional surgiram principalmente porque a importância do risco e da incerteza na teoria econômica moderna tornou-se proeminente e pelo fato de que modelos como o CAPM de Sharpe (1964) e Lintner (1965) não funcionam tão bem empiricamente (veja Fama e French, 2004). Talvez fosse necessário incluir momentos de ordem maior no modelo CAPM para aproximá-lo dos dados empíricos. Assim, desenvolveram-se técnicas que permitem a modelagem temporal de variâncias e covariâncias. De fato, os modelos de heterocedasticidade condicional, GARCH, fundamentam-se na estimação da variância condicional, em vez de considerá-la constante ao longo do tempo.

A contribuição principal desses modelos é a distinção de uso entre momentos de segunda ordem condicionais e não condicionais. Enquanto a matriz de covariância não condicional para as variáveis de interesse pode ser invariante no tempo, a matriz de covariância condicional depende de estados passados da natureza.

Empiricamente, observa-se que as séries financeiras não têm distribuição normal padrão em geral, dada a elevada probabilidade de eventos extremos. Então, os modelos GARCH teriam a capacidade de modelar esse fato estilizado.

A seguir, apresentam-se os principais modelos de heterocedasticidade condicional. Esforçamo-nos para dar a intuição subjacente, e os exemplos explicam como podem ser utilizados empiricamente.

8.1 MODELOS GARCH

8.1.1 ARCH (q)

Iniciamos descrevendo o primeiro modelo imaginado e vamos complicando aos poucos; trata-se do modelo de Engle (1982), em que ε_t é um processo estocástico real em tempo discreto, condicional à informação em $t - 1$. Suponha que se queira estimar o modelo ARIMA $(p, 0, q)$. Se o erro desse processo segue um processo ARCH, então ele é definido da seguinte forma:

$$\varepsilon_t = \sigma_t u_t, u_t \sim i.i.d. (0, 1);$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2.$$

É desnecessário que a distribuição do erro, u_t , seja normal, bastando ser idêntica e independentemente distribuída para que os momentos assintóticos da série sejam iguais aos da normal. O fato de $\text{VAR}(u_t) = 1$ não implica perda de generalidade.¹

1. Note que as características não condicionais de ε_t não se alteram, valendo todos os resultados anteriores discutidos ao longo deste trabalho.

Qualquer outro número poderia ser usado, e o ajuste se daria nos coeficientes de σ_t^2 . Com isso, é fácil perceber que a variância incondicional é dada por:

$$E(\varepsilon_t^2) = E(\sigma_t^2 u_t^2) = E(\sigma_t^2) E(u_t^2) = \sigma_\varepsilon^2 = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i}.$$

Algumas restrições ao modelo são necessárias para garantir a estacionariedade e a positividade da variância condicional. Em primeiro lugar, uma condição suficiente para que a variância condicional seja sempre positiva é que $\omega > 0$ e $\alpha_i \geq 0, \forall i, i = 1, 2, \dots, q$. Além disso $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ é condição necessária para que a série seja estacionária. Isso significa que as raízes da polinomial $(1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i L^i)$ devem estar fora do círculo unitário.

De modo semelhante ao dos modelos ARIMA, o modelo condicional no segundo momento pode ser assim expresso:

$$E(u_t^2 | I_{t-1}) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2.$$

Séries cuja heterocedasticidade condicional seja governada por um modelo ARCH são leptocúrticas e não é difícil ver isso para o caso em que $q = 1$. De fato, a curtose, k , de um ARCH(1) é dada por:

$$k_{\text{ARCH}(1)} = 3 \left(\frac{1 - \alpha_1^2}{1 - 3\alpha_1^2} \right).$$

E a prova é a seguinte:

$$E(\varepsilon_t^4) = E(\sigma_t^4) E(u_t^4) - 3E(\sigma_t^4).$$

A primeira igualdade se dá pela independência de σ_t e u_t . A segunda igualdade se dá pelas propriedades das séries iid.

O segundo termo é derivado a seguir:

$$\begin{aligned} E(\sigma_t^4) &= E\left[(\omega + \alpha_1 u_{t-1}^2 u_{t-1}^2)^2\right] = E(\omega^2 + 2\omega \alpha_1 u_{t-1}^2 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_1^2 u_{t-1}^4 \varepsilon_{t-1}^4) = \\ &= \omega^2 + 2\omega \alpha_1 E(\sigma_{t-1}^2) + 3\alpha_1^2 E(\sigma_{t-1}^4) = \frac{\omega^2 + 2\omega \alpha_1 \frac{\omega}{1 - \alpha_1}}{1 - 3\alpha_1^2} = \\ &= \frac{\omega^2 (1 - \alpha_1) + 2\omega^2 \alpha_1}{(1 - 3\alpha_1^2)(1 - \alpha_1)} = \frac{\omega^2 (1 + \alpha_1)}{(1 - 3\alpha_1^2)(1 - \alpha_1)}. \end{aligned}$$

A curtose, por sua vez, é dada por

$$k_{\text{ARCH}(1)} = \frac{E(\varepsilon_t^4)}{[E(\varepsilon_t^2)]^2} = \frac{3E(u_t^4)}{[E(u_t^2)]^2} = \frac{3 \frac{\omega^2 (1 + \alpha_1)}{(1 - 3\alpha_1^2)(1 - \alpha_1)}}{\left(\frac{\omega}{1 - \alpha_1}\right)^2} = 3 \left(\frac{1 - \alpha_1^2}{1 - 3\alpha_1^2} \right).$$

Como o denominador é menor que o numerador, $k(\text{ARCH}(1)) > 3$. Além disso, para que a curtose seja finita, faz-se necessário que, além de $0 \leq \alpha_1 < 1$, tenhamos

$$1 - 3\alpha_1^2 > 0 \implies \alpha_1 < \frac{\sqrt{3}}{3} \approx 0.57735.$$

8.1.2 GARCH (p,q)

Infelizmente, é fato que os modelos ARCH (q) precisam de muitos parâmetros para serem ajustados corretamente. Para tentar reduzir esse problema, Bollerslev (1986) sugere um modelo potencialmente mais parcimonioso, o modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado, GARCH, no qual a equação da variância muda para:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (1)$$

Embora pareça que aqui há mais parâmetros que no ARCH, a verdade é que $\hat{q}_{\text{ARCH}} > \hat{q}_{\text{GARCH}} + \hat{p}_{\text{GARCH}}$ em geral. De novo, uma condição suficiente para estacionariedade é que as raízes da polinomial da variância estejam fora do círculo unitário, como no caso dos modelos ARIMA. Isto é, tomando a esperança incondicional em ambos os lados da equação anterior, pode-se obter que:

$$\begin{aligned} E(\sigma_t^2) &= \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i E(\varepsilon_{t-i}^2) + \sum_{j=1}^p \beta_j E(\sigma_{t-j}^2) \implies \\ \sigma^2 &= \Gamma(\sigma^2) = \frac{\omega}{1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i - \sum_{j=1}^p \beta_j}. \end{aligned}$$

Assim, as raízes da polinomial $(1 - \sum_{i=1}^q \alpha_i L^i - \sum_{j=1}^p \beta_j L^j)$ devem estar fora do círculo unitário para que a variância seja estacionária. Uma condição suficiente para que a variância condicional seja sempre positiva é que $\omega > 0$ e $\alpha_i, \beta_j \geq 0, \forall i, j, i, j = 1, 2, \dots, \max[p, q]$. Além disso, o parâmetro de persistência menor que a unidade, $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$, é condição necessária para que a variância condicional exista. Especializando para o GARCH (1,1), pode-se reescrever a equação da variância da seguinte forma, usando a definição de variância incondicional:

$$\sigma_t^2 = \sigma^2 (1 - \alpha_1 - \beta_1) + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

Por essa expressão, é possível ver que a variância condicional é a média ponderada entre os resíduos defasados, a variância defasada e a variância incondicional com pesos α_1, β_1 e $(1 - \alpha_1 - \beta_1)$, respectivamente.

O modelo GARCH (p, q) pode ser interpretado como um processo autorregressivo em ε_t^2 . Para perceber isso, defina:

$$v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2 = (u_t^2 - 1)\sigma_t^2.$$

Verifica-se, sem muito esforço, que v_t tem média zero e não é autocorrelacionado. Prosseguindo com a substituição na equação (1), tem-se que:

$$\varepsilon_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j (\varepsilon_{t-j}^2 - v_{t-j}) + v_t.$$

Reescrevendo:

$$\varepsilon_t^2 = \omega - \sum_{i=1}^{\max[p,q]} (\alpha_i + \beta_i) \varepsilon_{t-i}^2 - \sum_{j=1}^p \beta_j v_{t-j} + v_t.$$

A última equação lembra um modelo $ARMA[\max(p, q), p]$, sugerindo que a identificação do modelo GARCH pode seguir a mesma metodologia proposta por Box-Jenkins. Essa metodologia vale para a identificação de modelos GARCH apenas se se trata de fato de um modelo GARCH, em vez de um modelo assimétrico como nos exemplos a seguir, e isso nem sempre é fácil de ser verificado.

NOTA 8.1

Note que σ_t^2 é determinístico, já que depende de fatores passados e conhecidos. Por isso, modelos GARCH não são estocásticos. O que é estocástico é ε_t^2 .

As restrições impostas sobre os coeficientes dos modelos GARCH, de que eles devem ser todos maiores do que zero, podem ser relaxadas. Na verdade, as condições gerais de estacionariedade que devem ser impostas sobre os coeficientes não foram derivadas ainda. Para casos específicos, no entanto, existem alguns resultados importantes. Nelson e Cao (1992) sugerem as condições de estacionariedade para os modelos GARCH $(1, q)$ e GARCH $(2, q)$. Por exemplo, o GARCH $(1, 2)$ será estacionário se

$$\begin{aligned} \alpha &\geq 0; & \alpha_1 &\geq 0; \\ \beta_1 \alpha_1 + \alpha_2 &\geq 0; & 0 &\leq \beta_1 < 1. \end{aligned}$$

Pode-se notar que α_2 pode ser menor que zero. Analogamente o GARCH $(2, 1)$ será estacionário caso:

$$\begin{aligned} \alpha &\geq 0; & \alpha_1 &\geq 0; \beta_1 \geq 0; \\ \beta_1 + \beta_2 &< 1; & \varepsilon_t^2 &+ 4\beta_2 \geq 0. \end{aligned}$$

Outra vez, β_0 pode ser menor que zero. Por exemplo, se $\beta_1 = 0,8$, então β_0 tem de estar entre $[-0,16; 0,20]$. Além disso, β_1 pode até ser maior que 1. Por exemplo, se $\beta_1 = 2$, então β_0 deve estar entre $[-0,36; -0,20]$. O relaxamento da hipótese de não negatividade de todos os coeficientes do modelo pode gerar resultados mais similares à realidade, além de permitir a imposição de restrições de estimação mais adequadas.

Uma série cuja heterocedasticidade condicional segue um modelo GARCH é leptocúrtica. No caso do GARCH (1,1), a curtose é dada por:²

$$k_{\text{GARCH}(1,1)} = 3 \left[\frac{1 - (\alpha + \beta)^2}{1 - 2\alpha^2 - (\alpha + \beta)^2} \right].$$

O denominador é claramente menor que o numerador, indicando que a curtose é superior a 3. Além disso, a condição para que a curtose seja finita é:

$$(\alpha + \beta)^2 + 2\alpha^2 < 1.$$

Para estimar-se esse modelo, é muito comum o uso da distribuição *t*-Student em vez da normal. A distribuição *t*-Student é dada por:

$$f(u; v) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{v}{2}\right) \sqrt{(v-2)\pi\sigma_t^2}} \exp\left(1 - \frac{u^2}{(v-2)\sigma_t^2}\right)^{-\frac{v+1}{2}},$$

em que $\Gamma(\cdot)$ é a função gama;³ $v > 2$ é um parâmetro positivo determinando o grau de curtose da distribuição.

Nessa distribuição, a condição para que haja um momento finito de ordem n é $n < v$. Então, quando $v > 4$, caso em que a curtose, k_u , será dada por:

$$k_u = 3 \left(\frac{v-2}{v-4} \right).$$

Em geral, se definirmos a curtose como $k_y = E(y_t^4)$, pode-se demonstrar (veja Taylor, 2005, p. 219) que a curtose da série será dada por:

$$k_{\text{GARCH}(1,1)} = k_y \left[\frac{1 - (\alpha + \beta)^2}{1 - (k_u - 1)\alpha^2 - (\alpha + \beta)^2} \right].$$

2. No exercício, você deve provar esse resultado.

3. A função gama é definida da seguinte forma:

$$\Gamma(u) = \int_0^{\infty} x^{u-1} e^{-x} dx, u > 0.$$

Assim, pode-se encontrar facilmente:

$$\begin{aligned} \Gamma\left(\frac{1}{2}\right) &= \sqrt{\pi}; & \Gamma(1) &= 1; \\ \Gamma(x+1) &= x \Gamma(x); & \Gamma(x) &= \pi!; x \in \mathbb{N}. \end{aligned}$$

de modo que a condição para a curtose existir e ser finita é:

$$(\alpha + \beta)^2 + (k_0 - 1)\alpha^2 < 1.$$

8.1.3 GARCH-M

As teorias financeiras mostram uma explícita relação entre média e risco, ou variância. Com os modelos GARCH, tornou-se mais fácil esse tipo de especificação, bastando acrescentar à equação da média a variável explicativa ou seu quadrado, da seguinte forma:

$$y_t = \frac{\theta(L)}{\phi(L)} s_t + \delta \frac{\sigma_t^2}{1 - \alpha},$$

em que: $\sigma_t^2 = f'(\hat{c}_{t-1}, \hat{\sigma}_{t-1}^2)$, $i, j = 1, 2, \dots, \max[p, q]$; $\alpha = -1, 0$ ou 1.

Se $\alpha = -1$, a variância explica retornos. Se $\alpha = 0$, é o desvio-padrão que explica retornos. Caso $\alpha = 1$, é o logaritmo do desvio-padrão que explica retorno. Se y_t representa os retornos de uma série financeira, intuitivamente espera-se que δ seja positivo.

Antes dos modelos GARCH, a relação entre risco e retorno era obtida usando-se dados mensais para calcular a média e a variância anual. Em seguida, procedia-se a uma regressão de média contra variância. Com os modelos GARCH-M, tornou-se desnecessário adotar esse procedimento, pelo qual obrigatoriamente se perdiam as observações mensais incorporadas às médias anuais. Para mais detalhes, veja Engle, Lilien e Robins (1987).

8.1.4 TGARCH (p, q, r)

Os modelos anteriores supõem que os impactos dos choques aleatórios são simétricos, mas a evidência empírica contradiz largamente essa ideia. Por exemplo, choques no retorno de ações são assimétricos, pois os negativos são seguidos por maiores aumentos na volatilidade do que os positivos. Além disso, os parâmetros do modelo GARCH têm de ser positivos para que a estacionaridade da série seja mantida. Assim, Zakarias (1994) propôs o modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado com limiar, TGARCH, da seguinte forma:

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 - \sum_{i=1}^r \gamma_i d_{t-i} \varepsilon_{t-i}^2$$

em que d_{t-i} é a variável *dummy* igual a 1 se o erro satisfaz a condição imposta entre parênteses, e 0, caso contrário.

O coeficiente α representa o expoente da variância. Para Zakarias, o coeficiente é 1; para Glosten, Jagannathan e Runkle (1993), são 2. Entretanto, o coeficiente pode ser livre, o que vem a ser uma firma preferível de se ajustar o modelo, pois o

torna extremamente flexível, como se vê particularmente no modelo EGARCH, discutido a seguir.

O modelo implica um aumento de volatilidade quando notícias ruins, representadas por $\varepsilon_{t-k} < 0$, são acompanhadas por um coeficiente positivo, isto é, por $\gamma_k > 0$. É possível observar que o modelo GARCH é um caso especial do TGARCH, bastando, para isso, impor $\gamma_k = 0, \forall k$.

Convém estudar um pouco mais esse modelo. Primeiro, vamos especializar para o caso em que $q = p = r = 1$ e $s = 2$, ou seja, o modelo proposto por Glosten, Jagannathan e Runkle, GJR (1,1):

$$\sigma_t^2 = \omega + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \left[\alpha_1 + \gamma_1 d_{(t-1, < 0)} \right] \varepsilon_{t-1}^2$$

Nesse caso, é comum restringir os parâmetros de modo a garantir que a variância seja positiva, fazendo $\omega \geq 0, \alpha_1 > 0, \beta_1 \geq 0, \alpha_1 + \gamma_1 > 0$. Se assumirmos que os erros são simétricos ao redor de 0, então $E[d_{(t-1, < 0)}] = 0,5$, com $d_{(t-1, < 0)}$ independente de ε_{t-1} . Reescrevendo a equação anterior em $t+1$ de forma a substituir ε_t por $\sigma_t \varepsilon_t$, temos:

$$\sigma_{t+1}^2 = \omega + \left[\alpha_1 + \gamma_1 d_{(t, < 0)} \right] + \beta_1 \sigma_t^2$$

Tomando a expectativa condicional a t , temos:

$$E_t(\sigma_{t+1}^2) = \omega + \left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} + \beta_1 \right) \sigma_t^2$$

Verifica-se, pois, que a persistência nesse caso é dada por $\left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} + \beta_1 \right)$. Claro que o processo será estacionário e estritamente estacionário se $\left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} + \beta_1 \right) < 1$.

A curtose desse processo é um pouco complicada, já que a simples substituição de α_1 na curtose do GARCH (1,1) não resulta no quarto momento exato. Pode ser mostrado para o GJR (1,1) que a curtose será finita quando k_0 for finito e quando

$$\delta = \left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} + \beta_1 \right)^2 + \left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} \right)^2 (k_0 - 1) + \frac{k_0 \gamma_1^2}{4} < 1.$$

A curtose será, pois,

$$k_{GJR(1,1)} = k_0 \left[\frac{1 - \left(\alpha_1 + \frac{\gamma_1}{2} + \beta_1 \right)^2}{1 - \delta} \right].$$

O grau de assimetria pode ser mensurado calculando-se uma taxa entre os pesos atribuídos aos erros negativos e positivos. No caso do modelo GJR (1,1), o grau de assimetria é dado por:

$$A_{GJR(1,1)} = \frac{\alpha_1 + \gamma_1}{\alpha_1}.$$

8.1.5 EGARCH (p, q, r)

Nelson (1991), também buscando superar as dificuldades do modelo GARCH simétrico, propôs o modelo de heterocedasticidade condicional autorregressivo generalizado exponencial, EGARCH, que permite a absorção de impactos assimétricos com uma vantagem adicional: a possibilidade de que alguns coeficientes sejam negativos. Lembrando que $u_t = \frac{\varepsilon_t}{\sigma_t}$, e seguindo Taylor (2005), define-se o EGARCH (p, q) da seguinte forma:

$$\ln \sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i [u_{t-i} - E(u_{t-i})] + \sum_{k=1}^r \gamma_k u_{t-k}.$$

A especificação logarítmica impede que a variância seja negativa, portanto, os parâmetros do modelo podem ser negativos. Os coeficientes γ ajustam a assimetria dos efeitos. Se $\gamma_k = 0$, para todo k , um choque positivo tem o mesmo efeito na volatilidade de um choque negativo de mesma magnitude. Nesse caso, o impacto é simétrico. Se houver algum $\gamma_k \neq 0$, os impactos serão assimétricos. Pode-se testar a presença do chamado efeito alavancagem se $\gamma_k < 0$, significando que choques negativos aumentam a volatilidade do modelo mais do que choques positivos.

É preciso que as raízes do polinômio $(1 - \sum_{j=1}^p \beta_j L^j)$ estejam fora do círculo unitário, a fim de que a variância seja estacionária. A estacionaridade estrita é dada, segundo Nelson, se $\sum_{i=1}^q \alpha_i^2 < \infty$.

Para entender melhor as propriedades desse modelo, vamos especializá-lo para o caso em que $p = q = r = 1$:

$$\begin{aligned} \ln \sigma_t^2 &= \omega + \beta_1 \ln \sigma_{t-1}^2 + g(u_{t-1}), \\ g(u_{t-1}) &= \alpha_1 [u_{t-1}] - E(u_{t-1}) + \gamma_1 u_{t-1}. \end{aligned}$$

O termo $E(u_{t-1})$ dependerá da distribuição atribuída a u_t . Se for a normal, então $E(u_{t-1}) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} = 0,79788$.⁴ Com isso, $E[g(u_{t-1})] = 0$.

A Figura (8.2) mostra os impactos da função $g(u_{t-1})$ na variância condicional. Se $\gamma < 0$, em caso de choques negativos, a volatilidade aumenta mais que em

4. De fato se $x \sim N(0,1)$, então

$$\begin{aligned} E(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} x \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dx = \int_0^{\infty} x \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dx - \int_{-\infty}^0 x \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dx \\ &= 2 \int_0^{\infty} x \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} dx = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} x \left[-\frac{1}{2} \right]_0^{\infty} = \\ &= -\frac{2}{\sqrt{2\pi}} = -\sqrt{\frac{2}{\pi}}. \end{aligned}$$

caso de choques negativos. A figura mostra duas possíveis funções. No gráfico contínuo, $\alpha_1 = 0,20$ e $\gamma = -0,12$; no gráfico descontínuo, $\alpha_1 = 0,30$ e $\gamma = -0,10$.

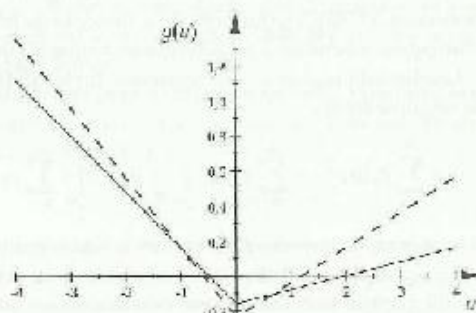


Figura 8.2 Exemplos de funções assimétricas na variância condicional:

linha contínua - $g(u_{t-1}) = 0,20(u_{t-1}) - \sqrt{\frac{2}{\pi}}(-0,12u_{t-1})$

linha descontínua - $g(u_{t-1}) = 0,30|u_{t-1}| - \sqrt{\frac{2}{\pi}}(-0,10u_{t-1})$

No caso de choques negativos, a inclinação será $\alpha_1 - \gamma$. No caso de choques positivos, a inclinação será $\alpha_1 + \gamma$. Assim, o grau de assimetria será:

$$A_{EGARCH(1,1)} = \frac{\alpha_1 + \gamma}{\alpha_1 - \gamma}$$

No caso em que $\alpha_1 = 0,20$ e $\gamma = -0,12$:

$$A_{EGARCH(1,1)} = \frac{0,20 + 0,12}{0,20 - 0,12} = \frac{0,32}{0,08} = 4.$$

No caso em que $\alpha_1 = 0,30$ e $\gamma = -0,10$:

$$A_{EGARCH(1,1)} = \frac{0,30 + 0,10}{0,30 - 0,10} = \frac{0,40}{0,20} = 2.$$

Para estimar o EGARCH, Nelson sugere usar a função de distribuição erro generalizado, GED:

$$f(u) = \frac{\eta}{2} \left[\frac{\Gamma(\frac{\eta}{2})}{\Gamma(\frac{1}{2})} \right]^{\frac{1}{\eta}} \exp \left(-\frac{1}{2} \left| \frac{u}{\lambda(\eta)} \right|^{\eta} \right),$$

em que $\Gamma(\cdot)$ é a função gama; $\lambda(\eta) = 2^{-1} \left[\frac{\Gamma(\frac{\eta}{2})}{\Gamma(\frac{1}{2})} \right]^{\frac{1}{\eta}}$ é uma constante; $0 < \eta < \infty$ é um parâmetro positivo determinando o grau de curtose da distribuição; $-\infty < u < \infty$.

Em particular, quando $\eta = 2$, tem-se a distribuição normal.⁵ Se $\eta < 2$, a distribuição tem caudas gordas.

Dessa forma, sob essa distribuição, pode-se mostrar que:

$$E(u_{t-1}) = \frac{\Gamma\left(\frac{\eta}{2}\right)}{\left[\Gamma\left(\frac{1}{\eta}\right)\Gamma\left(\frac{3}{\eta}\right)\right]^{\frac{1}{2}}}$$

No caso de se usar a distribuição t-Student, pode-se mostrar que:

$$E(u_{t-1}) = \frac{2\sqrt{v-2}\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{\pi}(v-1)\Gamma\left(\frac{v}{2}\right)}$$

8.1.6 PGARCH (p,q)

Combinando as ideias dos modelos apresentados, Ding, Granger e Engle (1993) propuseram o modelo assimétrico potência GARCH cujo assimetria é captada pelo coeficiente γ . O interessante desse modelo é que ele também captura um processo de memória longa por meio da liberdade dada ao coeficiente α .⁶

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^q \alpha_i (|u_{t-i}| - \gamma_i \sigma_{t-i})^2,$$

em que

$$\omega > 0, \quad |\gamma_i| < 1, i = 1, 2, \dots, q, \quad \gamma_i = 0, i < i \leq p.$$

O expoente da volatilidade condicional, σ_t , pode ser estimado em vez de imposto. O segundo ponto de interesse é a captura da assimetria por meio do parâmetro γ . Um caso particular desse modelo é fixar $\alpha = 1$ e $\gamma_i = 0, \forall i$. Assim, estima-se o desvio-padrão em vez da variância, como fizeram Taylor (1986) e Schwert (1989). Outro caso particular deve-se a Bera e Higgins (1993), que fixaram $\gamma_i = 0, \forall i$, mas deixaram o expoente livre.

5. De fato:

$$\lambda(2) = 2^{-\frac{1}{2}} \left[\frac{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{3}{2}\right)} \right]^{\frac{1}{2}} = 1.$$

6. A apresentação de modelos de memória longa segue o trabalho de Engle e

8.1.7 EWMA

O modelo EWMA (*exponential weighted moving average*) é muito utilizado em mercados financeiros, sendo especificado da seguinte maneira:

$$\sigma_t^2 = \lambda \sigma_{t-1}^2 + (1 - \lambda) \varepsilon_{t-1}^2.$$

Trata-se do modelo GARCH integrado, IGARCH, caracterizado pelo fato de que a soma dos parâmetros é unitária, isto é, $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j = 1$.

Com dados diários, pode-se escrever que os retornos contínuos, r_t , são:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t.$$

Se os mercados forem eficientes, dificilmente se encontrará autocorrelação no modelo. Na prática, é possível estimar facilmente esse modelo, via Excel ou restringindo-se o modelo para ser um IGARCH, em que $\omega = 0$.

8.2 TESTES PARA DETECÇÃO DE MODELOS GARCH

Nesta seção, detalham-se alguns testes para identificação de modelos GARCH. Serão abordados apenas os testes mais comuns, mas há outras opções em Bollerslev, Engle e Nelson (1994).

8.2.1 TESTE FAC e FACP

Verificou-se que o modelo GARCH (p, q) assemelha-se ao modelo ARMA ($\max(p, q), q$). Assim, as funções de autocorrelação, FAC, e de autocorrelação parcial, FACP, devem sugerir se a série é heterocedástica, da mesma maneira que dão uma ideia das ordens p e q de um modelo ARMA. Deve-se, pois, proceder obtendo primeiro os quadrados dos erros estimados pela regressão do modelo estabelecido, como se a variância condicional fosse constante:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \hat{\varepsilon}_i^2,$$

em que T é o número de resíduos.

Em seguida, calcula-se a FAC amostral para o quadrado dos resíduos, sem esquecer de representá-la graficamente. A função é dada por:

$$\hat{\rho}_j = \frac{\sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \hat{\sigma}^2)(\hat{\varepsilon}_{i+j}^2 - \hat{\sigma}^2)}{\sum_{i=1}^T (\hat{\varepsilon}_i^2 - \hat{\sigma}^2)}; j = 1, 2, \dots$$

Pode-se aproximar o desvio-padrão de $\hat{\rho}_j$ em grandes amostras por $T^{-1/2}$. Diz-se que algum modelo ARCH está presente se os valores de $\hat{\rho}_j$ forem estatisticamente

diferentes de zero. A função de autocorrelação parcial é obtida representando-se em um gráfico o coeficiente estimado, $\hat{\phi}_{h,s}$, contra a defasagem s , a partir da seguinte equação:

$$\tilde{\epsilon}_t^2 = \phi_s + \phi_{s,1}\tilde{\epsilon}_{t-1}^2 + \phi_{s,2}\tilde{\epsilon}_{t-2}^2 + \cdots + \phi_{s,s}\tilde{\epsilon}_{t-s}^2, \quad \forall t, s = 1, 2, \dots, q.$$

De modo semelhante, o desvio padrão pode ser aproximado por $T^{-1/3}$.

Diferentemente dos modelos ARMA, a FAC nos dá a ordem máxima da autorregressão do GARCH, representado pelo termo $\tilde{\epsilon}_{t-1}^2$ e a FACF oferece a ordem p das “médias móveis” do GARCH do termo σ_{t-j}^2 . Se $p < \max\{p, q\}$, sabem-se exatamente as ordens p e q do modelo. Do contrário, encontra-se a ordem q por tentativa e erro. As dificuldades de estimação são da mesma natureza daquelas nos modelos ARMA $\{p, q\}$ convencionais.

Se os modelos forem assimétricos na variância, os testes ajudam a identificar a existência de heterocedasticidade condicional, sem, contudo, servir para definir as ordens p e q .

8.2.2 Teste de Ljung-Box

A estatística de Ljung-Box, Q , pode ser usada para testar a presença de heterocedasticidade condicional. Sua hipótese nula é que a soma das autocorrelações é estatisticamente diferente de zero. Isto é:

$$H_0: \sum_{j=1}^q \hat{\rho}_j = 0 \times H_A: \hat{\rho}_j \neq 0, \text{ para algum } j,$$

em que

$$Q = T(T-2) \sum_{j=1}^q \frac{\hat{\rho}_j^2}{1-j} \xrightarrow{d} \chi_{q-1}^2.$$

8.2.3 Teste Multiplicador de Lagrange ou de Engle

O teste multiplicador de Lagrange, LM, é bastante tradicional [veja White (1980), Bollerslev, Engle e Nelson (1994) e Johnston e Dinardo (1997), para outros detalhes]. Inicialmente proposto por Engle (1982) para o processo ARCH e, depois, estendido por Lee (1991) para o GARCH. Define-se o teste como:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \cdots = \alpha_q = 0 \times H_A: \alpha_i \neq 0, \text{ para algum } i = 1, 2, \dots, q,$$

em que

$$\tilde{\epsilon}_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \tilde{\epsilon}_{t-1}^2 + \alpha_2 \tilde{\epsilon}_{t-2}^2 + \cdots + \alpha_q \tilde{\epsilon}_{t-q}^2 + u_t,$$

cujas estatística é dada por

$$LR^2 \xrightarrow{d} \chi_{q-1}^2$$

em que R^2 representa o coeficiente de determinação da equação estimada.

A regressão terá pouco poder explicativo se os coeficientes forem conjuntamente próximos a zero, de forma que o R^2 será baixo. Portanto, se a hipótese nula não é rejeitada, não há presença de modelos ARCH. Rejeitando-se a nula, os testes, entretanto, não determinam que tipo de modelo ARCH deverá ser usado. Eles apenas indicam se a covariância condicional é, ou não, constante. De fato, mesmo em modelos lineares, a seleção do modelo apropriado não é trivial, particularmente quando se consideram as inúmeras possibilidades que os modelos ARCH oferecem.

Os testes são sensíveis a especificações incorretas na equação da média. Logo, podem indicar erroneamente a presença de modelos ARCH.

5.3 IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS GARCH

Embora seja impossível definir de que tipo de modelo GARCH se trata, existem alguns testes para verificar se o modelo GARCH é simétrico ou assimétrico (Hegerud, 1997). Uma vez que existem inúmeros modelos assimétricos, ainda não se consegue especificar as defasagens do modelo, permanecendo a dificuldade de especificação.

Uma alternativa usual na literatura é escolher o modelo utilizando o critério de Akaike, Schwarz ou Hannan-Quinn, não obstante suas propriedades estatísticas serem ainda desconhecidas na presença de modelos GARCH. Mas, como o critério de informação (de qualquer tipo) é fácil de ser usado, é largamente recomendado. Para outras possibilidades, veja Bueno (2002).

5.4 ESTIMAÇÃO DE MODELOS GARCH

Generalmente, usa-se o método de máxima verossimilhança cuja implementação pressupõe que se construa uma hipótese sobre a verdadeira distribuição. Escolhe-se, em geral, a distribuição normal. Entretanto, Hentschel (1993) argumenta que a presença de leptocurtose sugere o uso de distribuição *t*-Student ou distribuição em generalizado (GED) para a estimação, ainda que esta venha a falhar se a série tiver elevado número de distribuições extremas. Não obstante, mesmo na falta de normalidade dos erros, pode-se utilizar a distribuição normal, entendendo isso como uma estimação de quase-máxima verossimilhança.

Admitindo que a distribuição dos erros seja normal, a função de verossimilhança é a seguinte:

$$L = L(\theta; y) = \prod_{t=1}^T \frac{1}{(2\pi\sigma_t^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma_t^2}\right\},$$

em que θ é o vetor de parâmetros a serem estimados da equação da média e da variância; $\sigma^2 = \sigma_1^2 = \dots = \sigma_K^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\sigma}_t^2$ são as variâncias iniciais do processo de

otimização, necessárias ao algoritmo; $k = \max[p, q]$, p e q da equação da variância, são o número de variâncias para iniciar o processo de otimização.

Supondo que a distribuição dos resíduos siga uma *t*-Student, a função de verossimilhança deve ser:

$$L = L(\Theta; y_t) = \prod_{t=1}^T \left[\frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \frac{1}{\sqrt{(v-2)\sigma_t^2}} \exp\left(-\frac{1}{(v-2)\sigma_t^2} \right)^{\frac{\nu+1}{2}} \right],$$

em que $\Gamma(\cdot)$ é a função gama; $\nu > 2$.

Quando $\nu \rightarrow \infty$, a distribuição converge para uma normal. Entretanto, para $4 < \nu < \infty$, a curtose, $k = 3\frac{\nu-2}{\nu-4} > 3$, excede a curtose da normal.

A obtenção dos parâmetros iniciais se dá por mínimos quadrados ordinários, por ajustamento de um modelo ARIMA ou, ainda, pelos parâmetros obtidos com teste LM.

Para a variância condicional, convém observar que (Bueno, 2002):

- As condições de estacionaridade e de não negatividade são difíceis de serem observadas na prática, entretanto, há métodos de reparametrização, de maneira a assegurar a hipótese de não negatividade (Bollerslev, Engle e Nelson, 1994).
- Como o procedimento descrito é numérico, há problemas de convergência se o valor inicial não for adequado. Não obstante, a estimação por máxima verossimilhança mantém as propriedades assintóticas usuais, como consistência e distribuição normal assintótica.
- Um possível método para assegurar a convergência é estimar os parâmetros por mínimos quadrados ordinários, calcular os erros, calcular σ_{ϵ_t} , reestimar os parâmetros por mínimos quadrados generalizados, e assim sucessivamente até a convergência dos coeficientes. Entretanto, esse procedimento não tem tanto sentido hoje, dado o estágio computacional disponível.

Somente é possível proceder como sugerido em C se os coeficientes puderem ser consistentemente estimados pela equação da média. Bulckaert Engle (1992) mostra as condições em que isso pode ser feito para o modelo ARCH(q). Bollerslev, Engle e Nelson (1994) argumentam que a perda de eficiência assintótica pode ser significativa sob heterocedasticidade. Isto é, embora os coeficientes possam não ser viesados, não serão eficientemente estimados como no caso simulação. Para esse tipo de procedimento, é preciso que a matriz de covariância condicional seja bloco-diagonal e os erros, gaussianos, ou não se poderá estimar a equação da média separadamente da variância (veja Gouriéroux, 1997).

NOTA 8.2

Por exemplo, os modelos EGARCH (p, q) e GARCH-M (p, q) não são blocos-diagonais; logo, é preciso que as equações da média e variância sejam estimadas simultaneamente.

Há outra razão para estimar ambas as equações simultaneamente. Berá e Higgins (1995, p. 227) dizem que, frequentemente, a estimação do processo GARCH muda a especificação do modelo na equação da média.

8.5 INFERÊNCIA EM MODELOS UNIVARIADOS

A máxima verossimilhança, dadas determinadas condições de regularidade, garante a consistência e normalidade assintótica dos estimadores. Mas a verificação de tais condições de regularidade tem-se mostrado extremamente difícil nos modelos GARCH (Bollerslev, Engle e Nelson, 1994). Apenas em modelos específicos conseguem-se provas da validade dessas condições. Por exemplo, Lauridsen (1996) prova que a seguinte condição sobre o GARCH (1,1) é suficiente para assegurar sua ergodicidade e estacionaridade:

$$E \ln |\alpha_1 u_t^2 + \beta_1| < 0.$$

U, pela desigualdade de Jensen:

$$E \ln |\alpha_1 u_t^2 + \beta_1| < \ln L |\alpha_1 u_t^2 + \beta_1| = \ln (\alpha_1 + \beta_1).$$

Dessa forma, a superfície possível dos parâmetros abarca o caso do IGARCH (1,1), no qual $(\alpha_1 + \beta_1) = 1$. Ou seja, não obstante sua semelhança com os modelos integrados de ordem 1, sua interpretação assintótica é completamente diferente.

Nessas condições, as inferências sobre os parâmetros de um modelo GARCH são válidas? A teoria assintótica aplicável a tais especificações é extremamente difícil (Bollerslev, Chou e Kroner, 1992). Mas, garantida aquela condição de regularidade, incluindo no IGARCH (1,1), as inferências convencionais permanecem válidas, desde que um considerável tamanho amostral para o IGARCH esteja disponível. Na prática, os estudos empíricos simplesmente assumem que as condições de regularidade são satisfeitas (Bollerslev, Engle e Nelson, 1994, p. 2980).

7. Os modelos IGARCH (p, q) são idênticos aos modelos GARCH (p, q), exceto pelo fato de que $\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j = 1$. Assim, no modelo IGARCH (p, q) os coeficientes da equação da variância somam 1, de modo que a variância não condicional passa a tender ao infinito.

8.6 PREVISÃO DE MODELOS GARCH

Nos modelos econométricos convencionais, com variância não condicional, a incerteza do erro de predição é crescente com o horizonte de predição e não depende da origem da previsão. Na presença de modelos ARCH, a exatidão das previsões dependerá do conjunto de informações disponível de forma não trivial. Assim, a construção do intervalo de confiança do erro e os testes de estabilidade estrutural amostrais exigem a avaliação das variâncias condicionais do erro futuro.

O problema reside no fato de que a distribuição dos erros é leptocérfica, alterando sensivelmente a maneira de se construir o intervalo de confiança. Na realidade, ainda estão sendo feitas pesquisas no sentido de se encontrarem as formulações corretas para a determinação do intervalo de confiança e da própria função de predição. Heynen e Kat (1994) apresentam funções para os casos de EGARCH (1,1) e GARCH (1,1), que, aliás, são os modelos cujas propriedades assintóticas já são conhecidas.

Não obstante, a maneira das previsões segue os mesmos passos do modelo ARIMA. Prevê-se um passo à frente; com o resultado obtido, faz-se o passo seguinte e assim sucessivamente.

Heynen e Kat fizeram um estudo de previsão usando índices de ações e câmbio. Seus resultados podem ser sintetizados assim: em geral, a volatilidade é mais previsível no longo do que no curto prazo. Além disso, o desempenho do modelo de previsão depende sensivelmente do ativo com que se está trabalhando. Ainda segundo eles, índices de ações são mais bem previstos utilizando-se o modelo de volatilidade estocástica, enquanto, para o câmbio, o modelo GARCH (1,1) apresentou os melhores resultados.

EXEMPLO 8.1

Em modelos empíricos de finanças, muitas vezes é necessário determinar a volatilidade do retorno de determinado ativo. Essa informação pode ser utilizada tanto no apregamento de uma opção quanto na estimação do risco de um ativo ou de uma carteira. Os dados de retorno em finanças geralmente apresentam determinadas propriedades que podem ser modeladas utilizando-se modelos com heteroscedasticidade condicional ou modelos com estrutura ARCH para os erros.

Neste exemplo será estimada a volatilidade da série de retorno do Ibovespa (Índice Bovespa) abrangendo o período de 4 de julho de 1994 a 9 de outubro de 2007. Para isso, foi aplicado o logaritmo natural sobre o valor de fechamento do Ibovespa e, depois, calculou-se o retorno da série subtraindo-se o valor em t de $t - 1$. Foram estimados os modelos GARCH, EGARCH, GJR, PARCH e GARCH-M, utilizando tanto a distribuição normal

quanto a distribuição *t* Student para os erros. Os resultados são dados a seguir (* indica significância a 5%).

1) **GARCH**: os resultados indicam que todos os coeficientes estimados são significantes a 5%, exceto a constante no modelo com distribuição *t*-Student. O modelo capta uma alta persistência da volatilidade em ambas as distribuições (de $0,136 + 0,833 = 0,969$ e $0,106 + 0,869 = 0,975$).

$$\sigma_t^2 = 1,34 \times 10^{-5} + \underset{(0,05 \times 10^{-5})}{0,136^*} \varepsilon_t^2 + \underset{(0,013)}{0,833^*} \sigma_{t-1}^2 \quad (\text{normal})$$

$$\sigma_t^2 = 1,34 \times 10^{-5} + \underset{(0,05 \times 10^{-5})}{0,106^*} \varepsilon_t^2 + \underset{(0,013)}{0,869^*} \sigma_{t-1}^2 \quad (t\text{-Student})$$

2) **EGARCH**: esse modelo tem uma persistência um pouco menor em relação ao anterior, de 0,951 e 0,961. Além disso, o parâmetro que capta a assimetria do modelo é significativo e possui o sinal esperado ($-0,122$ e $-0,106$). Por último, salienta-se a significância de todos os parâmetros estimados.

$$\ln \sigma_t^2 = \underset{(0,05)}{-0,548^*} + \underset{(0,006)}{0,851^*} \ln \sigma_{t-1}^2 + \underset{(0,003)}{0,216^*} \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \underset{(0,012)}{0,122^*} \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (\text{normal})$$

$$\ln \sigma_t^2 = \underset{(0,052)}{-0,446^*} + \underset{(0,007)}{0,961^*} \ln \sigma_{t-1}^2 + \underset{(0,009)}{0,188^*} \left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \underset{(0,012)}{0,106^*} \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (t\text{-Student})$$

3) **PARCH**: os resultados corroboram o efeito assimetria detectado no modelo anterior devido à significância dos parâmetros estimados (0,610 e 0,608); além disso, os valores assumidos são menores do que 1 em módulo. Como esperado, o valor de " α " é positivo.

$$\sigma_t^{1,662} = 0,0002 + \underset{(0,0001)}{0,847^*} \sigma_{t-1}^{1,662} + \underset{(0,002)}{0,103^*} \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \underset{(0,103)}{0,610^*} \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right)^{1,163} \quad (\text{normal})$$

$$\sigma_t^{1,520} = 0,0601 + \underset{(0,001)}{0,875^*} \sigma_{t-1}^{1,520} + \underset{(0,008)}{0,084^*} \left(\left| \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| - \underset{(0,147)}{0,608^*} \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right)^{1,320} \quad (t\text{-Student})$$

4) **GJR**: novamente um modelo assimétrico, e pode-se verificar o efeito assimetria presente, devido à significância dos parâmetros (0,195 e 0,154).

$$\sigma_t^2 = 2,52 \times 10^{-5} + \underset{(0,000000)}{0,834^*} \sigma_{t-1}^2 + \underset{(0,012)}{0,015^*} \varepsilon_{t-1}^2 + \underset{(0,008)}{0,195^*} \sigma_{t-1,250}^2 |\varepsilon_{t-1}|^2 \quad (\text{normal})$$

$$\sigma_t^2 = 1,33 \times 10^{-5} + \underset{(0,000000)}{0,870^*} \sigma_{t-1}^2 + \underset{(0,008)}{0,012^*} \varepsilon_{t-1}^2 + \underset{(0,002)}{0,154^*} \sigma_{t-1,250}^2 |\varepsilon_{t-1}|^2 \quad (t\text{-Student})$$

3) GARCH-M: para esse modelo, assume-se que $\alpha = 1$, portanto, é a variância que entra como variável na equação da média, ajudando a explicar os retornos. Para a distribuição normal, esse parâmetro foi significativo e positivo, como esperado, pois, quanto maior o risco, maior o retorno. No caso da estimação utilizando a distribuição t-Student, o parâmetro é positivo, mas não é significativo.

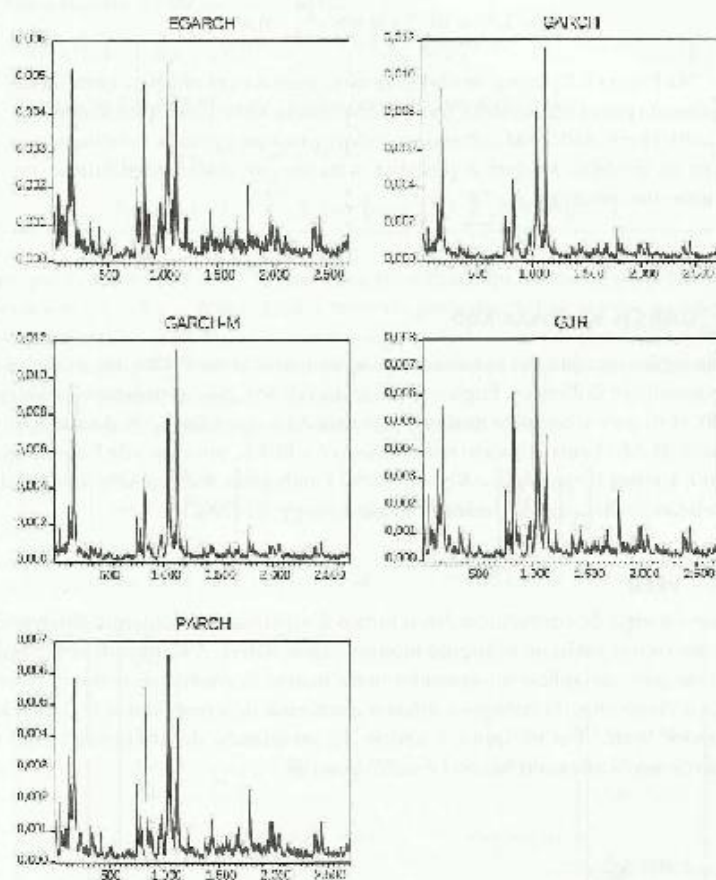


Figura 8.3 Volatilidade estimada utilizando distribuição t-Student.

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sigma_{11,t} & \sigma_{12,t} & \cdots & \sigma_{1n,t} \\ \sigma_{21,t} & \sigma_{22,t} & \cdots & \sigma_{2n,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1,t} & \sigma_{n2,t} & \cdots & \sigma_{nn,t} \end{bmatrix}.$$

Como se supõe que a matriz de covariância é simétrica, pode-se aplicar o operador *Vech* para empilhar a porção triangular inferior em um vetor de dimensão $\frac{n(n+1)}{2} \times 1$. Ou seja, coloca-se a primeira coluna sobre a segunda, resultado sobre a terceira, assim sucessivamente:

$$\text{Vech}(\Sigma_t) = \left[\sigma_{11,t} \quad \sigma_{21,t} \quad \cdots \quad \sigma_{n1,t} \quad \sigma_{22,t} \quad \sigma_{32,t} \quad \cdots \quad \sigma_{n2,t} \quad \cdots \quad \sigma_{nn,t} \right]'. \quad (8.10)$$

O modelo MGARCH-M em *Vech* pode ser formulado assim:

$$Y_t = b + \Sigma_t \delta + \varepsilon_t$$

$$\text{Vech}(\Sigma_t) = C + \sum_{j=1}^K A_j \text{Vech}(\varepsilon_{t-1} \varepsilon_{t-2}') + \sum_{j=1}^E B_j \text{Vech}(\Sigma_{t-j}), \quad (8.11)$$

em que Y_t é um vetor $n \times 1$; b é um vetor de médias (ou constantes) $n \times 1$; δ é um vetor $n \times 1$; $\varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, \Sigma_t)$; ε_t é um vetor de perturbações aleatórias, que segue um processo MGARCH; C é um vetor $\frac{n(n+1)}{2} \times 1$; A_j é uma matriz $\frac{n(n+1)}{2} \times \frac{n(n+1)}{2}$; B_j é uma matriz $\frac{n(n+1)}{2} \times \frac{n(n+1)}{2}$; *vech* é um operador que empilha as colunas sob a diagonal principal, umas sobre as outras.

Abrindo as equações matriciais anteriores, têm-se:

$$\begin{bmatrix} y_{1,t} \\ y_{2,t} \\ \vdots \\ y_{n,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_{11,t} & \sigma_{12,t} & \cdots & \sigma_{1n,t} \\ \sigma_{21,t} & \sigma_{22,t} & \cdots & \sigma_{2n,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1,t} & \sigma_{n2,t} & \cdots & \sigma_{nn,t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t} \\ \varepsilon_{2,t} \\ \vdots \\ \varepsilon_{n,t} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11,t} \\ \sigma_{21,t} \\ \vdots \\ \sigma_{n1,t} \\ \sigma_{22,t} \\ \sigma_{32,t} \\ \vdots \\ \sigma_{n2,t} \\ \vdots \\ \sigma_{nn,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} \\ c_{21} \\ \vdots \\ c_{n1} \\ c_{22} \\ c_{32} \\ \vdots \\ c_{n2} \\ \vdots \\ c_{nn} \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^K \begin{bmatrix} a_{11,j} & a_{12,j} & \cdots & a_{1\frac{n(n+1)}{2},j} \\ a_{21,j} & a_{22,j} & \cdots & a_{2\frac{n(n+1)}{2},j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{\frac{n(n+1)}{2}1,j} & a_{\frac{n(n+1)}{2}2,j} & \cdots & a_{\frac{n(n+1)}{2}\frac{n(n+1)}{2},j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{2,t-1} \varepsilon_{1,t-1} \\ \vdots \\ \varepsilon_{n,t-1} \varepsilon_{1,t-1} \\ c_{2,t-1}^2 \\ \varepsilon_{3,t-1} \varepsilon_{2,t-1} \\ \vdots \\ \varepsilon_{n,t-1} \varepsilon_{2,t-1} \\ \vdots \\ \varepsilon_{n,t-1}^2 \end{bmatrix} +$$

$$- \sum_{j=1}^p \begin{bmatrix} b_{11,j} & b_{12,j} & \cdots & b_{1,\frac{n(n-1)}{2},j} \\ b_{21,j} & b_{22,j} & \cdots & b_{2,\frac{n(n-1)}{2},j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{\frac{n(n-1)}{2},1,j} & b_{\frac{n(n-1)}{2},2,j} & \cdots & b_{\frac{n(n-1)}{2},\frac{n(n-1)}{2},j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11,t-j} \\ \sigma_{12,t-j} \\ \vdots \\ \sigma_{1,\frac{n(n-1)}{2},t-j} \\ \sigma_{22,t-j} \\ \vdots \\ \sigma_{\frac{n(n-1)}{2},\frac{n(n-1)}{2},t-j} \end{bmatrix}$$

Na formulação anterior, o número de parâmetros a serem estimados na equação da variância é de $\left[\frac{n(n+1)}{2}\right]^2 (p+q) = \frac{n(n+1)}{2}$. Para evitar que tantos parâmetros sejam estimados, geralmente impõe-se que os elementos das diagonais secundárias das matrizes A_t e B_t sejam nulos. A conveniência proporcionada pelo procedimento é de $\left[\frac{n(n+1)}{2}\right] (p+q) \left[\frac{n(n-1)}{2} - 1\right]$ parâmetros, e o modelo é mais conhecido como Vech-diagonal.

Em um MGARCH (1,1), as equações da covariância são:

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11,t} \\ \sigma_{21,t} \\ \sigma_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{11} \\ \alpha_{21} \\ \alpha_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & a_{22,1} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 \\ \varepsilon_{2,t-1} \varepsilon_{1,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} b_{11,1} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22,1} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33,1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_{11,t-1} \\ \sigma_{21,t-1} \\ \sigma_{22,t-1} \end{bmatrix}.$$

Assim, a variância de uma variável é explicada apenas pelo quadrado de seus erros passados e de sua variância passada, enquanto a covariância das equações é explicada pelas covariâncias passadas e pelo produto cruzado dos erros passados.

Impõem-se essas restrições pelas seguintes razões: as informações sobre as variâncias são geralmente reveladas nos resíduos quadrados passados e nas variâncias passadas. Se elas se alteram vagarosamente, os resíduos quadrados passados e as variâncias passadas devem ser capazes de prever as variâncias futuras (Engle e Kroner, 1995). O mesmo comportamento se repetiria no caso das covariâncias. Isso significa que as variâncias pouco explicam as covariâncias, e vice-versa.

8.7.2 Restrições e Inferência

Para que se maximize a verossimilhança, é preciso impor restrições que garantam que a matriz de covariância seja positiva definida. Por isso, sujeita-se a estimação

da função de verossimilhança à restrição de que os autovalores da matriz de covariância condicional sejam simultaneamente maiores que zero. Para estacionaridade, é preciso que as raízes da seguinte polinomial estejam fora do círculo unitário:

$$\left| 1 - \sum_{i=1}^{\max(p,q)} (A_i + B_i) \lambda^i \right| = 0,$$

em que λ é o autovalor associado a cada um dos autovetores.

Como os parâmetros são restritos, surgem sérias dificuldades para a inferência estatística. O método usual de inferência estatística, cálculo da matriz de covariância e construção da estatística t , a partir dos desvios-padrão dos parâmetros, não funciona quando as restrições envolvem desigualdades. Isso se deve ao fato de que as regiões de confiança não serão simétricas em relação às estimativas. Para superar essa dificuldade, podem-se computar os limites de confiança, por intermédio de simulações (veja Schoenberg, 1997).

5.7.3 BEKK

Para garantir que a matriz de covariância seja positiva semidefinida em cada momento do tempo e reduzir os números de parâmetros estimados, Engle e Kroner (1995) sugerem uma formulação alternativa pouco restritiva:

$$\Sigma_t = C'C + \sum_{i=1}^q A_i' \varepsilon_{t-i} \varepsilon_{t-i}' A_i + \sum_{j=1}^p B_j' \varepsilon_{t-j} \varepsilon_{t-j}' B_j,$$

em que C, A_i, B_j são matrizes $n \times n$, mas C é uma matriz triangular superior.

O modelo BEKK é um caso especial de modelo Vech (veja Engle e Kroner, 1995, para uma prova).

A intuição para entender por que a matriz C é triangular superior é lembrar da covariância não condicional em que os elementos diagonais são iguais. O exemplo a seguir mostra claramente por que não se perde generalidade impondo-se triangularidade superior. De qualquer forma, é importante notar que o número de parâmetros a estimar nesse modelo é de $n^2(p+q) + \frac{n(n+1)}{2}$, o que proporciona uma economia em relação ao modelo Vech de $\frac{n^2(n+q-1)}{4}(p+q)$ parâmetros.

EXEMPLO 8.2

Exemplificando para $n = 2$, $p = q = 1$, tem-se:

$$\begin{bmatrix} \sigma_{11,t} & \sigma_{12,t} \\ \sigma_{21,t} & \sigma_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ 0 & \sigma_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 \\ 0 & \alpha_3 \end{bmatrix} + \dots$$

$$\begin{aligned} & \dots + \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \varepsilon_{1,t-1}^2 & \varepsilon_{1,t-1}\varepsilon_{2,t-1} \\ \varepsilon_{2,t-1}\varepsilon_{1,t-1} & \varepsilon_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} + \\ & + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} \sigma_{1,t-1}^2 & \sigma_{12,t-1} \\ \sigma_{21,t-1} & \sigma_{22,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Dessa forma, o número de parâmetros a serem estimados reduz-se de 21 para 11, garantindo-se que a matriz de covariância será positiva semidefinida em cada momento do tempo. Note que

$$\begin{bmatrix} c_{11} & 0 \\ c_{12} & c_{22} \end{bmatrix}' \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ 0 & c_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11}^2 & c_{11}c_{12} \\ c_{11}c_{12} & c_{12}^2 + c_{22}^2 \end{bmatrix}.$$

Por inspeção visual, é fácil determinar o número de graus de liberdade de que se precisa, por ser necessária uma matriz simétrica. No exemplo, isso implica que existem duas variâncias e uma covariância.

HÁ duas formas de simplificar o modelo BEKK. No primeiro caso, impõe-se diagonalidade às matrizes A_i e B_i , para obter o chamado DBEKK. Nessa situação, haveria sete parâmetros a estimar no exemplo apresentado. No segundo caso, impõe-se que as matrizes A_i e B_i tornem-se escalares que multiplicam matrizes de uns. Quer dizer, as dinâmicas das variâncias e covariâncias são governadas pelos mesmos parâmetros e só diferem pelos obtidos na matriz C . Esse modelo é chamado de BEKK-escalar.

8.7.4 CCC e DCC

Bollerslev (1990) propôs um modelo em que as covariâncias condicionais são parametrizadas de modo a serem proporcionais ao produto dos desvios-padrão correspondentes (Bollerslev, Engle e Nelson, 1994). Isso diminuiu a intensidade computacional requerida para estimar o modelo e tornou mais fácil impor as condições necessárias para garantir que a matriz de covariância seja positiva semidefinida.

Considere a matriz diagonal D_t^2 , $n \times n$, com covariâncias condicionais ao longo de sua diagonal. Ou seja, $\{D_t^2\}_t = \{\Sigma_t\}_t$ e $\{D_t^2\}_{ij} = 0, \forall i, j, i = 1, 2, \dots, n$. O modelo de correlação condicional constante, CCC, assume que $R_t = R$ é invariante no tempo, de tal modo que a variação temporal em Σ_t é determinada somente pelas variâncias condicionais. Ou seja:

$$\Sigma_t = D_t R D_t.$$

Considerando que as variâncias condicionais ao longo de D_t^2 devem ser todas positivas e assumindo que R seja positiva definida, a sequência de matrizes de covariância condicional, $\{\Sigma_t\}_{t=1,T}$, é positiva definida quase certamente para todo t . Dessa forma, é possível concentrar a função de verossimilhança em R , simplificando bastante a estimação.

EXEMPLO 8.3

No caso bivariado, tem-se:

$$\Sigma_t = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22,t}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11,t}} & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22,t}} \end{bmatrix}.$$

Mais recentemente, Engle (2003) e Engle e Sheppard (2002) generalizaram o modelo anterior, permitindo que a correlação assumisse uma dinâmica. Assim, eles introduziram os modelos de correlação condicional dinâmica – DCC. Os modelos de correlação condicional dinâmica permitem que os modelos multivariados sejam estimados a vários passos. O primeiro passo consiste em estimar os modelos individualmente assumindo-se uma estrutura GARCH. No segundo passo, estima-se a correlação dinâmica a partir dos resíduos padronizados do passo anterior.

Esses artigos mostram duas propriedades importantes desses modelos:

1. Os parâmetros da estrutura GARCH são independentes da estrutura de correlação sob verossimilhança normal;
2. A consistência e normalidade dos parâmetros são mantidas, mesmo que os erros não sejam normais, caso em que se pode assumir uma estimação de quas-verossimilhança.

É claro que a estimação a vários passos requer que o erro-padrão dos parâmetros seja modificado, entretanto a matriz robusta de Bollerslev-Woodridge de cada modelo GARCH univariado permanece consistente, de forma que apenas a covariância assintótica dos parâmetros do estimador da correlação precisa ser ajustada.

A seguir, formaliza-se o modelo DCC. Assume-se que $\eta_t | \mathcal{I}_{t-1} \sim N(0, \Sigma_t)$, em que $\Sigma_t = D_t R_t D_t$, é um vetor de perturbações aleatórias, que segue um processo MGARCH. Aqui, η_t pode ser o resultado de uma série filtrada previamente. Segundo Engle e Sheppard (2002, nota de rodapé 2), o erro-padrão do modelo não dependerá da escolha do filtro (ARMA, exclusão da média), pois as derivadas parciais cruzadas da função de verossimilhança com respeito aos parâmetros da média e da variância têm esperança nula com função distribuição normal.

A função de verossimilhança é dada por:

$$\begin{aligned} L &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + \ln |D_t| + r_t' D_t^{-1} r_t) = \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + \ln |D_t R_t D_t| + r_t' D_t^{-1} R_t^{-1} D_t^{-1} r_t) = \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + 2 \ln |D_t| + \ln |R_t| + r_t' R_t^{-1} r_t) = \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (n \ln(2\pi) + 2 \ln |D_t| + r_t' D_t^{-1} D_t^{-1} r_t + \ln |R_t| + r_t' R_t^{-1} r_t - \varepsilon_t \varepsilon_t'), \end{aligned}$$

em que $r_t = r_t' D_t^{-1}$ são os resíduos padronizados, tal que:

$$r_t \sim N(0, R_t).$$

Um dos objetivos dessa formulação é permitir que o modelo seja estimado mais facilmente, mesmo que a matriz de covariância seja grande. Pode-se dividir a função de verossimilhança em dois conjuntos de parâmetros, Θ_v e Θ_c , da seguinte forma:

$$L(\Theta_v, \Theta_c) = L_v(\Theta_v) + L_c(\Theta_c, \Theta_v),$$

em que o componente de volatilidade, correspondente ao parâmetro Θ_v , é dado por:

$$L_v(\Theta_v) = -\frac{1}{2} \sum_t (n \ln(2\pi) + \ln |D_t|^2 + r_t' D_t^{-2} r_t)$$

e o componente da correlação, correspondente ao vetor Θ_c , é dado por:

$$L_c(\Theta_c, \Theta_v) = -\frac{1}{2} \sum_t (\ln |R_t| + \varepsilon_t' R_t^{-1} \varepsilon_t - \varepsilon_t \varepsilon_t').$$

A volatilidade da probabilidade é aparentemente a soma das probabilidades individuais de GARCH:

$$L_v(\Theta_v) = -\frac{1}{2} \sum_t \sum_{i=1}^n \left[\ln(2\pi) + \ln(\sigma_{it}) + \frac{\varepsilon_{it}^2}{\sigma_{it}} \right],$$

que será fortemente maximizada se cada termo for separado. A segunda parte da probabilidade será usada para estimar os parâmetros da correlação.

A forma de estimação a dois passos consiste-se do seguinte, então:

$$\tilde{\Theta}_v = \arg \max_{\Theta_v} [L_v(\Theta_v)],$$

Com esse parâmetro, pode-se construir a matriz D_{it} da seguinte forma:

$$\sigma_{it}^2 = \omega_i + \sum_{q=2}^Q \alpha_q r_{it-q}^2 + \sum_{p=1}^P \beta_p \sigma_{it-p}^2 = 1, i = 1, \dots, n.$$

O modelo deve ser estimado com as restrições usuais de não negatividade e estacionaridade, tal que: $\sum_{q=1}^Q \alpha_q + \sum_{p=1}^P \beta_p < 1$. Enfatiza-se que os modelos individuais podem ter diferentes ordens p e q , razão pela qual se colocam os subscritos i nas ordens Q_i e P_i . A especificação do modelo GARCH poderia incluir termos assimétricos e de memória longa, estudados em seções anteriores.

Dados os parâmetros obtidos nos modelos individuais anteriores, podem-se encontrar os parâmetros da estrutura de correlação por meio da estimação em segundo estágio:

$$\max_{\theta} [L_2(\hat{\Theta}_i, \Theta_i)] = \max_{\theta} - \frac{1}{2} \sum_i (\ln |R_i| + e_i' R_i^{-1} e_i' - e_i' e_i').$$

Sob condições regulares bem razoáveis, a consistência da primeira etapa assegurará a consistência da segunda. Como o máximo da segunda etapa será uma função das estimativas do parâmetro da primeira, se esta primeira etapa for consistente, o segundo passo também o será, desde que a função seja contínua na vizinhança dos verdadeiros parâmetros (veja Newey e McFadden, 1994, para mais detalhes). A prova dessa proposição pode ser encontrada em Engle e Sheppard (2002).

NOTA 8.3

Note que, na última maximização, o termo $e_i' e_i'$ é desnecessário, pois advém da primeira maximização.

O modelo proposto no segundo estágio supõe encontrar os parâmetros do seguinte modelo dinâmico:

$$Q_t = \left(1 - \sum_{m=1}^M \alpha_m - \sum_{p=1}^P \beta_p \right) \bar{Q} + \sum_{m=1}^M \alpha_m e_{t-m} e_{t-m}' + \sum_{p=1}^P \beta_p Q_{t-p},$$

$$R_t = Q_t^{-1} Q_t Q_t^{-1},$$

em que $\bar{Q}$ é a covariância não condicional dos resíduos padronizados resultantes da estimação de primeiro estágio e:

$$Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11,t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22,t}} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{q_{nn,t}} \end{bmatrix}.$$

A matriz Q_t^* é a matriz dos desvios-padrão padronizados. Assim, um elemento típico de R_t terá a forma:

$$[R_t]_{ij} = \rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}}.$$

NOTA 8.4

Os parâmetros α_{ij} e β_{ij} são escalares e iguais para todo y_{ij} , de forma a garantir que a matriz de covariância seja positiva definida para todo t . Essa é a restrição fundamental em relação aos modelos anteriores.

8.7.5 Alisamento Exponencial e EWMA

Alternativas à especificação anterior podem ser testadas. Por exemplo, pode-se especificar um modelo com um alisamento exponencial do seguinte tipo:

$$\rho_{ij,t} = \frac{\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^s \varepsilon_{i,t-s} \varepsilon_{j,t-s}}{\sqrt{\left(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^s \varepsilon_{i,t-s}^2 \right) \left(\sum_{s=1}^{t-1} \lambda^s \varepsilon_{j,t-s}^2 \right)}}, \lambda \in (0,1).$$

Outra forma é o modelo EWMA multivariado, especificado da seguinte forma:

$$q_{ij,t} = (1 - \lambda)(\varepsilon_{i,t-1} \varepsilon_{j,t-1}) + \lambda(q_{ij,t-1}),$$

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}}.$$

Normalmente fixa-se $\lambda = 0,94$ para dados diários. Essa recomendação é da RiskMetrics. O problema é considerar isso igual para todos os ativos. A forma multivariada de escrever a equação anterior para permitir-nos comparar com o modelo DCC é:

$$Q_t = (1 - \lambda)(e_{t-1}e_{t-1}') + \lambda Q_{t-1}.$$

EXEMPLO 8.4 Estimação de hedge

Os agentes participantes do mercado futuro elaboram estratégias de hedge para se proteger de oscilações adversas nos preços das ações. Eles necessitam

comprar determinada quantidade de contratos futuros que minimize a volatilidade da riqueza. É necessário o cálculo da taxa ótima de hedge β , determinada pela seguinte fórmula:

$$\beta = \frac{\text{cov}(\Delta\text{Futuro}, \Delta\text{Spot})}{\text{var}(\Delta\text{Futuro})},$$

em que ΔFuturo é a variação absoluta de preços no mercado futuro e ΔSpot é a variação absoluta de preços no mercado à vista.

Dada a volatilidade presente em dados financeiros, é interessante utilizar uma metodologia que permita que a variância e a covariância entre os preços futuros e à vista variem ao longo do tempo e, conseqüentemente, a razão de hedge. Tal possibilidade pode ser alcançada usando-se modelos GARCH multivariados. Neste exemplo, é utilizado um BEKK diagonal para a estimação da taxa ótima de hedge usando-se dados diários de cotação do preço à vista e dos contratos futuros da taxa de câmbio R\$/US\$.

Os dados compreendem o período de 6 de janeiro de 2000 a 16 de fevereiro de 2006. Como em cada instante do tempo haverá mais de um contrato futuro em aberto, foi utilizado o contrato mais próximo da data de vencimento e com maior liquidez. Para os preços do mercado à vista, foi utilizada a série de cotações da taxa de câmbio R\$/US\$ multiplicada por 1.000. Nos preços obtidos, foi aplicado o logaritmo natural e, finalmente, calculado o retorno.

Os resultados da estimação do modelo utilizando uma defasagem para o sistema de variância são dados a seguir:

$$\Omega_t = \begin{bmatrix} 0,0007 & 0 \\ (0,00009) & \\ 0,0004 & 0,0008 \\ (0,0001) & (0,00008) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,0007 & 0 \\ (0,00009) & \\ 0,0004 & 0,0008 \\ (0,0001) & (0,00007) \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} 0,270 & 0 \\ (0,010) & \\ 0 & 0,295 \\ (0,013) & \end{bmatrix}^2 \epsilon_{t-1} \epsilon_{t-1}' + \begin{bmatrix} 0,270 & 0 \\ (0,010) & \\ 0 & 0,295 \\ (0,013) & \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} 0,959 & 0 \\ (0,002) & \\ 0 & 0,952 \\ (0,003) & \end{bmatrix} \Omega_{t-1} \begin{bmatrix} 0,960 & 0 \\ (0,002) & \\ 0 & 0,952 \\ (0,003) & \end{bmatrix}.$$

Primeiro, pode-se perceber que todos os parâmetros estimados são estatisticamente significantes. Outro ponto a salientar é a alta persistência (0,960 e 0,952) encontrada na estimação. A Figura 8.4 mostra as estimativas da variância do mercado futuro, do mercado à vista e da covariância entre eles, obtidas a partir dos parâmetros estimados. Com esses valores, estimou-se o

valor da taxa ótima de hedge para cada instante do tempo, resultado presente na mesma figura (embaixo). Pode-se perceber como o valor da taxa de hedge assume diferentes valores a cada instante do tempo devido à volatilidade nas séries.

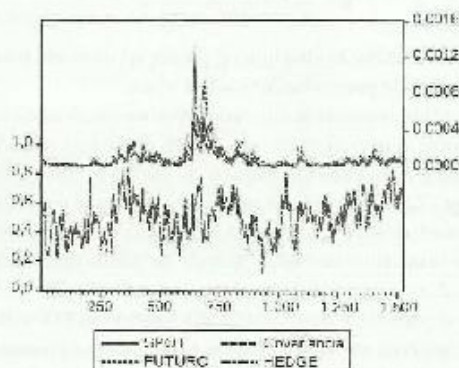


Figura 9.1 Volatilidade e hedge.

8.8 TESTE DE RESÍDUOS ARCH-LM

Esta seção sugere um procedimento para identificar a existência de GARCH em um contexto multivariado. A ideia é estimar o VAR multivariado e tomar os resíduos daí decorrentes para obter subsídios à existência de covariância condicional. Portanto, seja $\hat{e}_t$ o vetor de resíduos do VAR. O teste prossegue estimando-se:

$$\text{vec}(\hat{e}_t \hat{e}_t') = C_0 + C_1 \text{vec}(\hat{e}_{t-1} \hat{e}_{t-1}') + C_2 \text{vec}(\hat{e}_{t-2} \hat{e}_{t-2}') + \dots + C_q \text{vec}(\hat{e}_{t-q} \hat{e}_{t-q}') + u_t$$

em que vec é um operador que empilha as colunas sob a diagonal principal, umas sobre as outras; C_0 é um vetor $\frac{n(n+1)}{2} \times 1$; C_i é uma matriz $\frac{n(n+1)}{2} \times \frac{n(n+1)}{2}$.

As hipóteses nula e alternativa são:

$$H_0: C_1 = C_2 = \dots = C_q = 0 \times H_1: C_1 \neq 0 \vee C_2 \neq 0 \vee \dots \vee C_q \neq 0.$$

A estatística multivariada é:

$$MARCH_{LM}(q) = \frac{Ta(n-1)R_{ar}^2}{2} \xrightarrow{d} \hat{R}_{ar(n-q)}^2$$

$$\hat{R}_{ar}^2 = 1 - \frac{1}{n(n+1)} \text{tr}(\tilde{\Sigma}_a \tilde{\Sigma}_a^{-1}),$$

em que Σ_0 é a matriz de covariância irrestrita dos resíduos com dimensão $\frac{n(n-1)}{2} \times \frac{n(n-1)}{2}$; Σ_1 é a matriz de covariância restrita dos resíduos da regressão impondo $\zeta_1 = 0$.

EXEMPLO 8.5

Considere o modelo não estacionário sem *drift* simulado no capítulo sobre VAR. Estimado o modelo, verificam-se os resíduos usando esses testes. Estimado o VAR (1), procede-se ao teste LM sobre existência de heterocedasticidade condicional.

Defasagens	Q-Stat	Prob.	df
1	1,678	0,995	9
2	2,924	1,000	18
3	6,521	1,000	27
4	5,032	1,000	36

O Eviews reporta o resultado das probabilidades com n^2 graus de liberdade. Por isso, é preciso olhar a tabela usando $\frac{n^2(n-1)}{2}$ graus de liberdade. A tabela anterior contém as probabilidades corretas; entretanto, se fossem usados n^2 , a hipótese nula não seria rejeitada também. No caso do exemplo, como não se rejeita a nula com menos graus de liberdade do que seria correto, com mais razão não se a rejeitaria se o número de graus de liberdade fosse ainda maior.

EXERCÍCIOS

1. Considere um GARCH (1,1)

$$\begin{aligned} r_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \\ \varepsilon_t &= \sigma_t u_t, u_t \sim i.i.d(0, \sigma^2). \end{aligned}$$

Calcule a curtose de r_t e mostre que, para ela existir, $2\alpha^2 + (\alpha + \beta)^2 < 1$.

2. Seja $\varepsilon_t \sim N(0, h_t)$, em que $h_t = 0,2 + 0,09\varepsilon_{t-1}^2 + 0,9h_{t-1}$.
- Lembrando que $h_t = E\left[\varepsilon_t^2 | \varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots\right]$, use a lei das expectativas iteradas para encontrar a variância não condicional de ε_t .
 - Seja $\varepsilon_t = \varepsilon_t^2 - h_t$ com $\text{var}(\varepsilon_t) = \sigma_\varepsilon^2$. Encontre a expressão para as 5 primeiras autocorrelações de ε_t^2 .

3. Responda as questões a seguir:
 - a. Mencione três usos para os modelos GARCH multivariados. Como identificar as ordens p e q de um modelo GARCH assimétrico?
 - b. Dado um modelo GARCH univariado, mencione duas formas de identificar as ordens p e q desse modelo.
4. Lumsdaine, em 1996, relatou o seguinte resultado: os testes assintóticos tradicionais não se alicerçam, mesmo na presença de IGARCH (1,1). Este é um resultado aparentemente surpreendente pois, quando as séries estão no nível, a distribuição dos testes, na presença de raiz unitária, não é padrão. Um corolário imediato deste resultado é que podemos aplicar os testes tradicionais sobre a estimação, sem medo de que os resultados padrões não sejam válidos, caso as raízes calculadas da equação da média estejam fora do círculo unitário. Admitindo que as raízes da equação da média estejam fora do círculo unitário, quais testes Alfredo Méndez pode aplicar para descobrir se suas séries eram um IGARCH (1,1)? Se ele estava usando o EViews, que teste imediato ele poderia aplicar?
5. Utilizando a diferença do log da taxa de câmbio nominal R\$/US\$ diária, identifique e estime o modelo que melhor se encaixa aos dados (tanto a equação das médias como a equação da variância). Considere os modelos ARCH e GARCH.
6. Faça o mesmo do exercício anterior utilizando o Ibovespa, e considere agora também modelos assimétricos TGARCH, EGARCH e FGARCH.
7. Seja o seguinte modelo BEKK bivariado:

$$\begin{bmatrix} \text{Taxa} \\ \text{Câmbio} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \end{bmatrix}, \varepsilon_t \sim N(0, H)$$

$$\begin{bmatrix} g_{11,t} & g_{12,t} \\ g_{21,t} & g_{22,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & 0 \\ c_{21} & c_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t} & 0 \\ 0 & \varepsilon_{2t} \end{bmatrix} +$$

$$+ \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_{1,t-1}^2 & \sigma_{1,t-1}\sigma_{2,t-1} \\ \sigma_{2,t-1}\sigma_{1,t-1} & \sigma_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} \\ g_{21} & g_{22} \end{bmatrix}$$

$$+ \begin{bmatrix} g_{1t} & g_{12} \\ g_{2t} & g_{22} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \sigma_{1,t-1} & \sigma_{1,t-1}\sigma_{2,t-1} \\ \sigma_{2,t-1}\sigma_{1,t-1} & \sigma_{2,t-1}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_{1t} & g_{12} \\ g_{2t} & g_{22} \end{bmatrix}$$

Transforme o modelo em um DBEKK (impondo diagonalidade às matrizes $[a_{ij}]$ e $[g_{ij}]$) e estime-o utilizando dados diários do log da diferença das séries Ibovespa e Câmbio, do janeiro de 1999 a dezembro de 2006. Utilize o software

que preferir. (O Eviews 5.1 não possui uma forma “pronta” de estimá-lo, porém consulte o programa BV_GARCH.PRG que acompanha o software ou estime usando o J-Multi, que pode ser baixado pela internet.) Faça o gráfico das variâncias e covariâncias.

8. Compare as principais diferenças entre os modelos ARCH, GARCH, ARCH-M, EGARCH e TARCH.
9. Descreva os passos necessários para simular o seguinte modelo GARCH:

$$y_t = \mu + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t u_t, u_t \sim i.i.d., (0,1);$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2$$

APÊNDICES

EQUAÇÕES A DIFERENÇAS ESTOCÁSTICAS

Esta seção revisa os modelos de equações a diferenças lineares. Aparentemente restritivos em relação a modelos não lineares, na verdade são poderosos para previsão. A estratégia é começar da maneira mais simples e, paulatinamente, passar a modelos mais elaborados. Os modelos mais simples são importantes, pois oferecem intuição para as elaborações posteriores. O objetivo da revisão é resolver as equações a diferenças como função dos termos que são dados.

Uma equação a diferenças é tal que y_t depende do seu próprio passado, $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots$. Se $y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p})$, diz-se que a equação a diferenças é de ordem p . Considere, então, a seguinte equação a diferenças de ordem 1:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

O termo ε_t é um termo aleatório, chamado de erro, que deve ter algumas propriedades a serem discutidas mais tarde. Como o objetivo é encontrar a solução dessa equação, é preciso caracterizar como é essa solução. É o que a definição a seguir faz.

DEFINIÇÃO A.1

Uma solução para uma equação a diferenças expressa o valor de y_t como uma função dos elementos da sequência $\{\varepsilon_t\}$, do tempo t e das condições iniciais de y_t .

EXEMPLO A.1

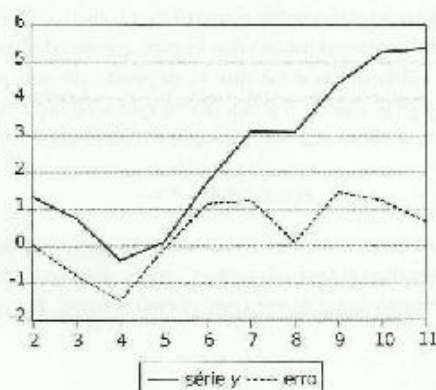
Para ilustrar a definição apresentada, considere a seguinte equação a diferenças, em que $\varepsilon_t \sim N(0,1)$ é o erro. Os possíveis valores de y_t podem ser calculados a partir da seguinte equação:

$$y_t = 0,5 + 0,8y_{t-1} + \varepsilon_t$$

em que $y_0 = 1$.

Tabela A.1. Valores de y_t .

ε_t	$y_t = 0,5 + 0,8y_{t-1} + \varepsilon_t$
0,03	1,33
-0,81	0,75
-1,19	-0,39
0,08	0,10
1,11	1,73
1,22	3,11
3,09	3,08
1,46	4,42
1,21	5,27
0,63	5,37

Figura A.1. Série y_t , dados y_0 , ϕ , ρ e a sequência $(\varepsilon_t)_{t=1}^{10}$.

Dados $y_0 = 1$, $\rho = 0,5$, $\phi = 0,8$ e a sequência $(\varepsilon_t)_{t=1}^{10}$, pode-se reconstruir toda a série, representada na Figura A.1.

SUBSTITUIÇÃO RECURSIVA

Nesta seção encontra a solução geral da equação anterior por substituição recursiva. Essa solução tem de ser tal que dependa dos parâmetros que são dados: c, ϕ, y_0 e a sequência $\{\varepsilon_t\}$. Para isso, pode-se escrever a equação anterior como:

$$y_{t-1} = c + \phi y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}.$$

Substituindo esse resultado na equação anterior, obtém-se:

$$y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t \longrightarrow y_t = c + \phi(c + \phi y_{t-2} + \varepsilon_{t-1}) + \varepsilon_t = \\ = c + \phi c + \phi^2 y_{t-2} + \varepsilon_t + \phi \varepsilon_{t-1}.$$

Repetindo o procedimento $(t-1)$ vezes:

$$y_t = c \sum_{j=0}^{t-1} \phi^j + \phi^t y_0 + \sum_{j=0}^{t-1} \phi^j \varepsilon_{t-j}. \quad (1)$$

Dados os valores dos parâmetros do modelo, pode-se encontrar a solução. Os termos $\{\varepsilon_j\}_{j=1}^t$ são aleatórios e dados pela natureza. Como ninguém tem controle sobre eles, importam apenas para definir os resultados numéricos do problema.

Algumas observações emergem dessa última equação. Primeiro, é fácil encontrar o efeito da perturbação ε_{t-j} sobre y_t :

$$\frac{\partial y_t}{\partial \varepsilon_{t-j}} = \phi^j.$$

A importância desse fato refere-se à previsão. É muito comum estimar-se o efeito de um choque aleatório sobre a variável de interesse. Em particular, quer-se saber o efeito de um choque ocorrido hoje daqui a j períodos. No caso da equação a diferenças estocástica de ordem 1, o efeito será:

$$\frac{\partial y_{t+j}}{\partial \varepsilon_t} = \phi^j.$$

NOTA A.1

Observe que, se $|\phi| < 1$, o efeito de um choque ocorrido hoje será menor quanto mais próximo de zero estiver ϕ e quanto maior for o valor de j . Entretanto, se $|\phi| = 1$, o choque será permanente, refletindo-se totalmente no futuro, não interessando o número de períodos à frente. Além disso, será acumulado aos demais choques que porventura tiverem ocorrido. Finalmente, se $|\phi| > 1$, os efeitos serão crescentes, tendendo à explosão.

DEFINIÇÃO A.2

Se $|\phi| < 1$, diz-se que o sistema é estável ou convergente. Se $|\phi| > 1$, diz-se que o sistema é divergente ou explosivo.

A Figura A.2 dá uma ideia do que acontece quando se desenha a função $f(j) = \phi^j$ para uma equação a diferenças de primeira ordem. A interpretação que se deve dar a j é a seguinte: o termo j é o horizonte de tempo de interesse do econometrista para saber o efeito de um choque ocorrido hoje. A figura é capaz de mostrar o efeito do choque em cada período futuro para cada j , isto é, a dinâmica do choque ao longo do tempo.

A segunda observação é relacionada à hipótese de inexistência da condição inicial para y_0 . O que acontece se a condição inicial não puder ser definida? Nesse caso, podem-se iterar mais $(n + 1)$ passos, para encontrar:

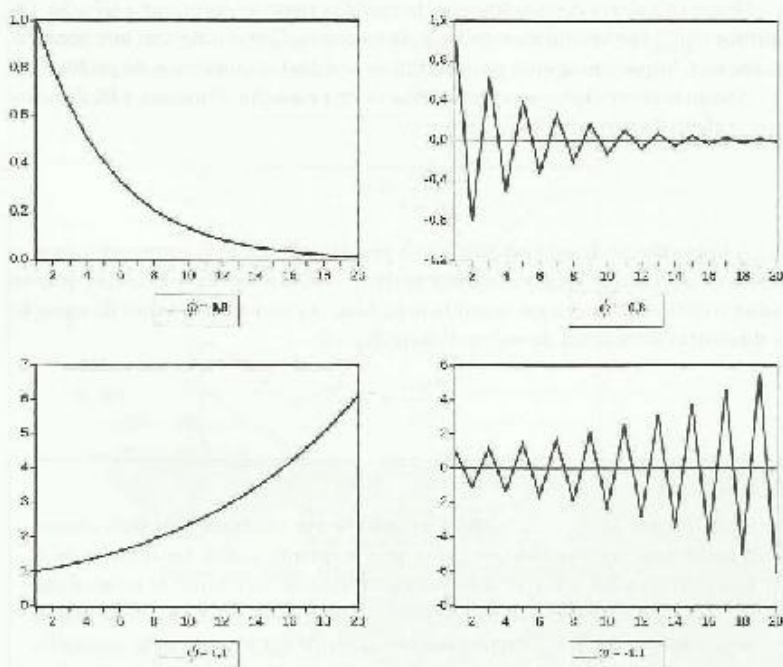


Figura A.2 Multiplicador dinâmico ou função resposta ao impulso: $f(j) = \phi^j$.

$$y_t = c \sum_{j=0}^{t+m} \phi^j + \phi^{t+m+1} y_{-m-1} + \sum_{j=0}^{t-m} \phi^j \varepsilon_{t-j}.$$

Ora, se $m \rightarrow \infty$ e se $|\phi| < 1$, então $\phi^{t+m+1} \rightarrow 0$, e $\sum_{j=0}^{t+m} \phi^j \rightarrow \frac{1}{1-\phi}$, resultando no seguinte:

$$y_t = \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}. \quad (2)$$

Essa é a solução do problema, independentemente do valor inicial, y_0 , bastando, pois, dar os termos c e ϕ . Além disso, é interessante ver aqui que o termo $\frac{c}{1-\phi}$ é a esperança não condicional de y_t . Isso pode ser percebido simplesmente pela tomada da esperança de y_t , assumindo-se que $E(\varepsilon_t) = 0, \forall t$. Outra observação é que a solução não é única, pois

$$y_t = a\phi^{t-1} + \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} \quad (3)$$

também é solução, dado $a \in \mathbb{R}$. Para ver isso, lembre-se de que $y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$, portanto, ambos os lados da seguinte equação são idênticos, conforme o leitor poderá verificar se desenvolver a álgebra do lado direito:

$$a\phi^{t-1} + \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} = c + \phi \left[a\phi^{t-2} + \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-1-j} \right] + \varepsilon_t.$$

Logo, como compatibilizar as equações (1) e (3)? É preciso encontrar um y_0 definido de tal forma que iguale ambas as equações. Tentativamente, considere a seguinte definição:

$$y_0 = a\phi^{-1} + \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{-j}$$

logo,

$$a = \phi y_0 - \frac{c}{1-\phi} - \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{j+1} \varepsilon_{-j}.$$

Se y_0 é dado, a é totalmente determinado. E para determinar se a definição está correta, é preciso substituir o valor encontrado na solução geral e verificar se a solução recursiva gera o mesmo resultado. Portanto, substituindo a na equação (3), tem-se:

$$\begin{aligned}
y_t &= \left(\phi^t y_0 - \frac{\phi^t c}{1-\phi} - \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{t+1-j} \varepsilon_{t-j} \right) \phi^{t-1} + \frac{c}{1-\phi} + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} = \\
&= \phi^t y_0 + \frac{1-\phi^t}{1-\phi} c + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} - \sum_{j=0}^{\infty} \phi^{t+j} \varepsilon_{-j} = \\
&= \phi^t y_0 + c(1-\phi^t) \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} - \sum_{j=1}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{-t+j} = \\
&= \phi^t y_0 + c \left(\sum_{j=0}^{\infty} \phi^j - \sum_{j=1}^{\infty} \phi^j \right) + \sum_{j=0}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} - \sum_{j=1}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j} = \\
&= \phi^t y_0 + c \sum_{j=0}^{t-1} \phi^j + \sum_{j=0}^{t-1} \phi^j \varepsilon_{t-j}.
\end{aligned}$$

O resultado é idêntico à solução geral encontrada na equação (1). Conclusão: a solução de $y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$ não é única. Porém, para encontrar a solução mais geral, é preciso que se saiba o valor de y_0 .

Um caso interessante surge quando $\phi = 1$. Sob essa condição, diz-se que y_t é integrado de ordem 1. Veja o porquê. Lembre-se de que:

$$y_t = c + y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

Consequentemente:

$$y_t = (t-1)c + y_0 + \sum_{j=0}^{t-1} \varepsilon_{t-j}.$$

NOTA A.2

Observa-se que y_t é resultado do somatório dos resíduos. Como isso lembra integração em cálculo, dá-se o nome integrado de ordem 1.

SOLUÇÃO PARA EQUAÇÕES A DIFERENÇAS DE ORDEM 2

As ideias anteriores são interessantes para obter a intuição de equações a diferenças. O problema começa a ficar bem mais elaborado quando surge uma equação a diferenças de ordem maior que 1, pois a complexidade algébrica torna derivações como as anteriores impraticáveis. Nesse caso, podem-se encontrar as chamadas *solução homogênea* e *solução particular* de uma equação a diferenças. Encontradas essas soluções, a solução geral será:

$$\text{Solução geral} = \text{Solução homogênea} + \text{Solução particular}.$$

Para expressar essas ideias intuitivamente, considere uma equação a diferenças de ordem 2 determinística:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2}.$$

A solução particular é muito simples e sucede quando se faz, *particularmente*, $y_t = y_{t-1} = y_{t-2}$. Dessa forma:

$$y_t^p = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2}, \quad \phi_1 + \phi_2 \neq 1,$$

em que o superíndice p representa particular.

A solução homogênea é obtida quando se ignora c e, a cada defasagem de y_t , associa-se uma constante multiplicada por uma das raízes características¹ da equação a diferenças elevada a t . A combinação linear de cada uma das soluções homogêneas é também solução do problema. Isto é, tentativamente considere a seguinte solução para o problema:

$$y_t^h = a_1 \lambda_1^t + a_2 \lambda_2^t, \quad \lambda_1 \neq \lambda_2.$$

Com isso, a solução geral do problema é:

$$y_t = y_t^p + y_t^h = \frac{c}{1 - \phi_1 - \phi_2} + a_1 \lambda_1^t + a_2 \lambda_2^t.$$

As constantes a_1 e a_2 serão determinadas a partir das condições iniciais. Para verificar se essa solução funciona, substitua em $y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2}$.

A seguir, apresenta-se uma metodologia para obter-se a solução desse problema. A abordagem será informal, pois o objetivo é entender as razões que nos levam a obter séries estacionárias ou não estacionárias. O problema é encontrar os λ s que resolvem a equação a diferenças. Para isso, é preciso introduzir o operador defasagem.

Operador Defasagem

Uma série temporal é uma sequência de observações indexada por sua data: $\{y_t\}_{t=1}^T = (y_1, y_2, \dots, y_T)$. Um operador de séries temporais transforma uma série temporal em uma nova série. Ele toma como insumo uma série, digamos, $\{y_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$, e a transforma em outra, $\{y_t\}_{t=-\infty}^{\infty}$, segundo uma regra.

1. As raízes características são obtidas na sequência.

EXEMPLO A.2

O operador multiplicação é bem simples. Ele toma a série inicial e a multiplica por uma constante k , obtendo outra série multiplicada por k :

$$y_t = kx_t.$$

Em particular, o maior interesse deste trabalho relaciona-se ao operador defasagem que desloca a série original no tempo. Assim, se $y_t = x_{t-1}$, isso significa que o operador defasagem, L , foi aplicado à série original x_t :

$$Lx_t = x_{t-1}.$$

Note que:

$$L(Lx_t) = Lx_{t-1} = x_{t-2}.$$

Portanto, de forma geral:

$$L^j x_t = x_{t-j}.$$

Veja, a seguir, algumas propriedades do operador defasagem:

1. Seja $c \in \mathbb{R}$ uma constante, então $Lc = c$.
2. $L(y_t + x_t) = y_{t-1} + x_{t-1}$.
3. $L(y_t x_t) = y_{t-1} x_{t-1}$.

É muito interessante observar o seguinte exemplo de uso do operador defasagem:

EXEMPLO A.3

Seja $y_t = c + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$. Pode-se reescrever essa equação da seguinte forma:

$$(1 - \phi L)y_t = c + \varepsilon_t.$$

Se $|\phi| < 1$, a progressão geométrica infinita vale para o operador defasagem, isto é:

$$\frac{1}{1 - \phi L} = 1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots$$

Então, encontra-se:

$$\begin{aligned} y_t &= \frac{c + \varepsilon_t}{(1 - \phi L)} = (1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots)(c + \varepsilon_t) = \\ &= (1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots)c + (1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots)\varepsilon_t = \end{aligned}$$

$$y_t = \left(1 + \phi + \phi^2 + \dots\right) \varepsilon_t + \left(1 + \phi L + \phi^2 L^2 + \dots\right) \varepsilon_t = \\ = \frac{\varepsilon_t}{1 - \phi} + \sum_{j=1}^{\infty} \phi^j \varepsilon_{t-j}.$$

Isso foi exatamente o que se obteve com substituição recursiva.

Por outro lado, sendo um operador linear, operações não lineares sobre o operador podem gerar resultados estranhos. O exemplo a seguir esclarece isso:

EXEMPLO A.4

O quadrado do operador defasagem aplicado a determinada variável não é igual à defasagem ao quadrado aplicado ao quadrado dessa variável.²

$$(Lx_t)^2 \neq L^2 x_t^2, \text{ pois} \\ (Lx_t)^2 = x_{t-1}^2 \text{ e } L^2 x_t^2 = x_{t-2}^2.$$

A consequência disso é que não se aplicam operações não lineares sobre esse operador. Para verificar, considere o seguinte exemplo:

EXEMPLO A.5

Seja $y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$, com $\varepsilon_t \sim i.i.d.N(0, \sigma^2)$. Então:

$$\text{var}(y_t) = \phi^2 \text{var}(y_{t-1}) + \text{var}(\varepsilon_t) + 2\text{cov}(\phi y_{t-1}, \varepsilon_t) \Rightarrow \text{var}(y_t) = \frac{\sigma^2}{1 - \phi^2}.$$

Alternativamente, usando o operador defasagem:

$$E\left\{\left[(1 - \phi L)y_t\right]^2\right\} = E\left(\varepsilon_t^2\right) \rightarrow \text{var}(y_t) = \frac{\sigma^2}{(1 - \phi)^2}.$$

Logo, as metodologias geram resultados diferentes devido a essa não linearidade.

2. Agradecemos a Djalma Henrique Silva por elaborar este exemplo.

Dito isso, é preciso retomar o problema original. Ignorando ε_t , pode-se usar o operador defasagem para descrever $y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2}$ da seguinte forma:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2) y_t = 0.$$

O termo entre parênteses é usado para definir a *equação característica* do problema.

DEFINIÇÃO A.3

Seja a equação a diferenças definida por:

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) y_t = 0.$$

A polinomial $(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p)$, quando igualada a zero, é chamada de equação característica da equação a diferenças de ordem p .

Substituindo o operador defasagem pela incógnita z :

$$1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2 = 0.$$

Uma forma análoga de se determinar a equação anterior é dividir ambos os lados por z^2 e definir $\lambda = \frac{1}{z}$, para, então, encontrar as raízes da seguinte equação:

$$\lambda^2 - \phi_1 \lambda - \phi_2 = 0.$$

Achando as raízes dessa equação, encontra-se a solução do problema. Em seguida, dadas duas condições iniciais, podem-se encontrar os termos a_1 e a_2 da solução homogênea. Veja um exemplo bem simples para ter uma ideia do procedimento.

EXEMPLO A.6

(Enders, 2009) Seja a seguinte equação a diferenças:

$$y_t - 0,9 y_{t-1} = 0,2 y_{t-2} + 3,$$

dados $y_2 = 13$ e $y_1 = 11,3$. O objetivo é encontrar a solução geral para essa equação.

Primeiro, a solução particular:

$$y_t = \frac{3}{1 - 0,9 + 0,2} = 10.$$

Para a solução homogênea, deve-se montar a equação de segundo grau:

$$\lambda^2 - 0,9\lambda + 0,2 = 0 \implies (\lambda - 0,5)(\lambda - 0,4) = 0.$$

Enão: $\lambda_1 = 0,5$ e $\lambda_2 = 0,4$. Portanto, a solução homogênea é:

$$y_h^t = a_1 0,5^t + a_2 0,4^t.$$

Para encontrar a_1 e a_2 , é preciso resolver o seguinte sistema:

$$\begin{aligned} a_1 + a_2 + 10 &= 13 \\ 0,5a_1 + 0,4a_2 + 10 &= 11,3. \end{aligned}$$

A solução do sistema é $a_1 = 1$ e $a_2 = 2$. Portanto, a solução geral é:

$$y_t = 0,5^t + 2 \times 0,4^t + 10.$$

Note, no exemplo anterior, que as raízes poderiam ser obtidas utilizando-se a fórmula de Báskara:

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{\phi_1 \pm \sqrt{\Delta}}{2}, \\ \lambda &= \phi_1^2 + 4\phi_2. \end{aligned}$$

Existem três casos possíveis a partir deste momento. O primeiro, quando o discriminante $\Delta > 0$, como no exemplo anterior. Nessa condição, há duas raízes reais distintas, $\lambda_1 = \frac{\phi_1 + \sqrt{\Delta}}{2}$ e $\lambda_2 = \frac{\phi_1 - \sqrt{\Delta}}{2}$, de modo que:

$$y_t^h = a_1 \lambda_1^t + a_2 \lambda_2^t.$$

Se $\Delta = 0$, $\lambda_1 = \lambda_2 = \frac{\phi_1}{2}$. Nesse caso, surge uma homogênea dada por $t \left(\frac{\phi_1}{2}\right)^t$, resultando na seguinte solução:³

$$y_t^h = a_1 \left(\frac{\phi_1}{2}\right)^t + a_2 t \left(\frac{\phi_1}{2}\right)^t.$$

Se $|\phi_1| < 2$, há convergência do sistema, já que o $\left(\frac{\phi_1}{2}\right)^t$ domina t . "Dominar" aqui quer dizer que, ainda que t esteja aumentando infinitamente, a força da redução

3. Substitua esse resultado para verificar que funciona. Não é objetivo deste texto discutir completamente a solução de equações a diferenças, por isso, apenas mencionamos como seria a solução caso as raízes da equação a diferenças de grau 2 fossem iguais.

desse aumento quando multiplicado por $\left(\frac{\phi_1}{2}\right)^t$, $|\phi_1| < 2$, é maior. Use uma planilha de cálculos para ver que isso acontece de fato.

Finalmente, existe um último caso: quando $\Delta < 0$, o resultado é um número complexo, da seguinte forma: $\lambda_1 = \frac{\phi_1 + i\sqrt{-\Delta}}{2}$ e $\lambda_2 = \frac{\phi_1 - i\sqrt{-\Delta}}{2}$. Assim, a solução é dada por:

$$y_t^h = \alpha R^t \cos(\beta + t\theta).$$

As constantes α e β são obtidas a partir das duas condições iniciais. Para existir convergência, é preciso que $|\bar{R}| < 1$, em que:

$$\bar{R} = \sqrt{-\phi_2}; \quad \theta = \arccos\left(\frac{1}{2} \times \frac{\phi_1}{\sqrt{-\phi_2}}\right).$$

EXEMPLO A.7

(Enders, 2009) Seja $y_t = 1,6y_{t-1} - 0,9y_{t-2}$. Reescreva: $(1 - 1,6L + 0,9L^2)y_t = 0$. É preciso encontrar, pois, as raízes de:

$$\lambda^2 - 1,6\lambda + 0,9 = 0,$$

em que $\phi_1 = 1,6$ e $\phi_2 = -0,9$.

O discriminante é calculado por: $\Delta = (-1,6)^2 - 4 \times 0,9 = -1,04 < 0$.

Para obter $\bar{R}$, calcule:

$$\bar{R} = \sqrt{-\phi_2} = \sqrt{-(-0,9)} = 0,949.$$

O ângulo em radianos é dado por:

$$\begin{aligned} \cos(\theta) &= \frac{\phi_1}{2\sqrt{-\phi_2}} = \frac{1,6}{2 \times 0,949} = 0,8431 \Rightarrow \\ \theta &= 0,568. \end{aligned}$$

Logo, a solução é:

$$y_t = \alpha(0,949)^t \cos(\theta + 0,568t).$$

A derivação da solução anterior está na próxima seção. Para entender a solução que se apresenta nessa situação, é preciso relembrar alguns conceitos de trigonometria usados para trabalhar com números complexos.

Trigonometria

Suponha um círculo de raio unitário em que o eixo vertical é denotado por y e o eixo horizontal, por x . Defina um ponto (x_0, y_0) na circunferência desse círculo. O ângulo em radianos que esse ponto forma com o eixo horizontal é θ . Logo, pode-se afirmar:

$$\sin(\theta) = y_0$$

$$\cos(\theta) = x_0$$

Admita um ponto (x, y) no segmento de reta entre a origem e (x_0, y_0) . Defina a distância entre a origem e (x, y) como R . Então, por semelhança de triângulos:

$$\frac{y}{R} = \frac{y_0}{1} \Rightarrow y = R \sin(\theta)$$

$$\frac{x}{R} = \frac{x_0}{1} \Rightarrow x = R \cos(\theta)$$

É fácil ver que, pelo teorema de Pitágoras:

$$R = \sqrt{x^2 + y^2}$$

A Figura A.3 mostra graficamente o que foi verbalizado anteriormente.

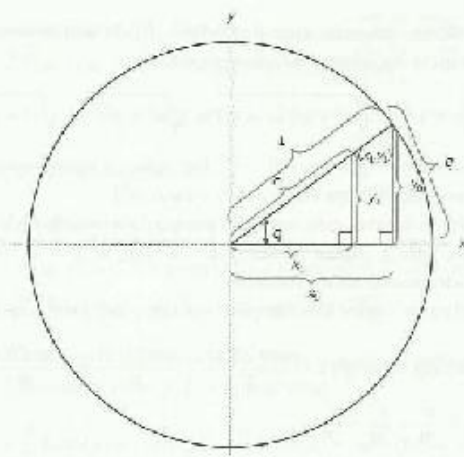


Figura A.3 Círculo unitário.

Qualquer ponto no espaço (x, y) descrito como $(R \cos(\theta), R \sin(\theta))$ expressa as coordenadas polares desse ponto em termos de R e θ . Usam-se as mesmas ideias para recordar as propriedades dos números complexos na próxima seção.

Números Complexos

DEFINIÇÃO A.4

O número imaginário, i , é tal que $i^2 = -1$.

EXEMPLO A.8

Se $x^2 = -1$, então $x = i$ ou $x = -i$, pois $i^2 = -1$ e $(-i)^2 = i^2 = -1$.

DEFINIÇÃO A.5

O número complexo é sempre dado por $x + yi$, em que x e y são reais.

Pode-se representá-lo em uma circunferência assumindo-se o eixo x como o de números reais e o eixo y como o de números imaginários. O conjugado complexo de $x + yi$ é $x - yi$.

Com isso, pode-se entender que o módulo, R , de um número complexo é medido pela distância da origem ao número, ou seja:

$$R = |x + yi| = \sqrt{(x + yi)(x - yi)} = \sqrt{x^2 - y^2 i^2} = \sqrt{x^2 + y^2}.$$

Observe que $\cos(\theta) = \frac{x}{R}$ e $\sin(\theta) = \frac{y}{R}$. Portanto, o número complexo $x + yi$ escrito em coordenadas polares é $R[\cos(\theta) + i\sin(\theta)]$.

Se essa circunferência tiver raio unitário, dentro dela estarão todos os complexos de módulo menor que 1. Além disso, observe que, se $y = 0$, volta-se ao caso estudado anteriormente de números reais.

Agora, expanda por Taylor três funções: $\sin(x)$, $\cos(x)$ e e^x , em torno de $x_0 = 0$.

$$\begin{aligned}\sin(x) &= \sin(0) + \cos(0)x - \frac{\sin(0)x^2}{2!} - \frac{\cos(0)x^3}{3!} + \frac{\sin(0)x^4}{4!} + \dots = \\ &= x - \frac{x^3}{3!} + \frac{x^5}{5!} - \frac{x^7}{7!} + \dots\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\cos(x) &= \cos(0) - \sin(0)x + \frac{\cos(0)x^2}{2!} - \frac{\sin(0)x^3}{3!} + \frac{\cos(0)x^4}{4!} + \dots = \\ &= 1 - \frac{x^2}{2!} + \frac{x^4}{4!} - \frac{x^6}{6!} + \dots\end{aligned}$$

$$e^x = 1 + x + \frac{x^2}{2!} + \frac{x^3}{3!} + \dots$$

Assim, a fórmula de De Moivre é escrita como:

$$\begin{aligned} e^{i\theta} &= 1 + i\theta + \frac{(i\theta)^2}{2!} + \frac{(i\theta)^3}{3!} + \frac{(i\theta)^4}{4!} + \dots = \\ &= \left[1 - \frac{\theta^2}{2!} + \frac{\theta^4}{4!} - \dots \right] + i \left[\theta - \frac{\theta^3}{3!} + \frac{\theta^5}{5!} - \dots \right] = \\ &= \cos(\theta) + i \sin(\theta). \end{aligned}$$

Disso, observe que:

$$\begin{aligned} \frac{(e^{i\theta} + e^{-i\theta})}{2} &= \frac{\cos(\theta) + i \sin(\theta) + \cos(\theta) - i \sin(\theta)}{2} = \cos(\theta); \\ \frac{(e^{i\theta} - e^{-i\theta})}{2i} &= \frac{\cos(\theta) + i \sin(\theta) - \cos(\theta) + i \sin(\theta)}{2i} = \sin(\theta). \end{aligned}$$

Logo, pode-se exponenciar um número complexo usando-se coordenadas polares:

$$\begin{aligned} x + yi &= R [\cos(\theta) + i \sin(\theta)] = Re^{i\theta} \Rightarrow \\ (x + yi)^k &= R^k e^{ik\theta} = R [\cos(k\theta) + i \sin(k\theta)]. \end{aligned}$$

Uma vez que se encontra $\Delta < 0$, a solução é λ_1 e λ_2 , tal que um é conjugado do outro: $\lambda_1 = \frac{\alpha + i\sqrt{-\Delta}}{2}$ e $\lambda_2 = \frac{\alpha - i\sqrt{-\Delta}}{2}$. Então, verifica-se que:⁴

$$\lambda_1 = R e^{i\theta} \text{ e } \lambda_2 = R e^{-i\theta}.$$

Logo, a solução da homogênea é:

$$\begin{aligned} y_h^k &= a_1 (R e^{i\theta})^k + a_2 (R e^{-i\theta})^k = \\ &= R^k [a_1 (\cos(k\theta) + i \sin(k\theta)) + a_2 (\cos(k\theta) - i \sin(k\theta))] = \\ &= R^k [(a_1 + a_2) \cos(k\theta) + i(a_1 - a_2) \sin(k\theta)] \end{aligned}$$

Como y_h^k é um número real, é necessário que a_1 e a_2 sejam conjugados complexos. Seja, pois, $a_1 = \frac{\alpha}{2} [\cos(\beta) + i \sin(\beta)]$. Segue-se que:

$$\begin{aligned} a_1 + a_2 &= \frac{\alpha}{2} [\cos(\beta) + i \sin(\beta)] + \frac{\alpha}{2} [\cos(\beta) - i \sin(\beta)] = \alpha \cos(\beta); \\ a_1 - a_2 &= \frac{\alpha}{2} [\cos(\beta) + i \sin(\beta)] - \frac{\alpha}{2} [\cos(\beta) - i \sin(\beta)] = \alpha \sin(\beta)i. \end{aligned}$$

⁴ Lembrando que $\sin(-\theta) = -\sin(\theta)$ e que $\cos(-\theta) = \cos(\theta)$.

Portanto:

$$\begin{aligned}y_t^h &= ar^t [\cos(\beta) \cos(t\theta) + \sin(\beta) \sin(t\theta)] \in \mathbb{R} \longrightarrow \\y_t^h &= ar^t \cos(\beta + t\theta).\end{aligned}$$

As constantes a e β são obtidas a partir das duas condições iniciais. Para existir convergência, é preciso que $|R| < 1$. Lembrando que $R = \sqrt{x^2 + y^2}$, em que $x = \frac{\phi_1}{2}$ e $y = \frac{\sqrt{-\phi_2}}{2}$, verifica-se, após algumas manipulações algébricas, que:

$$R = \sqrt{-\phi_2}.$$

O ângulo θ é escolhido para satisfazer:

$$\begin{aligned}\cos(\theta) &= \frac{x}{R} = \frac{\phi_1}{2\sqrt{-\phi_2}} \implies \\ \theta &= \arccos\left(\frac{\phi_1}{2\sqrt{-\phi_2}}\right).\end{aligned}$$

Condições de Estabilidade

Enquanto o círculo unitário define as condições de estabilidade para todas as raízes características da polinomial que define a equação a diferenças, para o caso particular de uma equação a diferenças de ordem 2 podem-se expressar essas condições usando-se os próprios coeficientes da equação característica.

Se $\lambda > 0$, é necessário que a maior raiz seja menor que 1 e a menor raiz seja maior que -1. Ou seja:

$$\begin{aligned}\frac{\phi_1 + \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2}}{2} < 1 \implies \\ \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2} < 2 - \phi_1 \implies \\ \phi_1^2 + 4\phi_2 < 4 - 4\phi_1 + \phi_1^2 \implies \\ \phi_2 < 1 - \phi_1.\end{aligned}$$

3. Lembrando que:

$$\begin{aligned}\cos(A+B) &= \cos(A)\cos(B) - \sin(A)\sin(B); \\ \cos(A-B) &= \cos(A)\cos(B) + \sin(A)\sin(B).\end{aligned}$$

Analogamente,

$$\begin{aligned}\frac{\phi_2 - \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2}}{2} &> -1 \implies \\ 2 + \phi_1 &> \sqrt{\phi_1^2 + 4\phi_2} \implies \\ 4 + 4\phi_1 + \phi_1^2 &> \phi_1^2 + 4\phi_2 \implies \\ \phi_2 &< 1 + \phi_1.\end{aligned}$$

No caso em que $\delta = 0$, é necessário que $|\phi_1| < 2$, isto é, $-2 < \phi_1 < 2$. O caso 3 requer estabilidade quando $\sqrt{-\phi_2} < 1 \implies \phi_2 > -1$.

Em resumo, diz-se que um sistema é estável quando suas raízes encontram-se dentro do círculo unitário (Enders, 2009) e, no caso de um sistema de equações a diferenças de ordem 2, dentro do triângulo de estabilidade AOB, conforme mostra a Figura A.4.

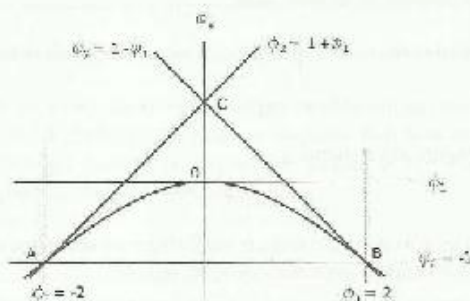


Figura A.4 Triângulo de estabilidade.

NOTA A.3

Note que, se fosse dada a solução do sistema $1 - \phi_1 z + \phi_2 z^2 = 0$, a condição de estabilidade requereria que as raízes z_1 e z_2 estivessem FORA do círculo unitário (Hamilton, 1994), já que $z = \frac{1}{z}$.

A solução de sistema de ordens superiores segue método análogo, pois a soma de uma solução particular com a combinação linear de cada uma das soluções homogêneas também é uma solução. Um sistema de ordem superior, a propósito, pode ser transformado em um sistema de equações a diferenças de ordem 1.

Em primeiro lugar, note que uma equação a diferenças de ordem 2 pode ser transformada em um sistema de ordem 1. Para isso, escreva:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_t \\ y_{t-1} \end{bmatrix}}_{=Y_t} = \underbrace{\begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}_{=\Phi} \underbrace{\begin{bmatrix} y_{t-1} \\ y_{t-2} \end{bmatrix}}_{=Y_{t-1}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ 0 \end{bmatrix}}_{=\varepsilon_t}.$$

Compactamente:

$$Y_t = \Phi Y_{t-1} + \varepsilon_t.$$

DEFINIÇÃO A.6

Diz-se que a equação a diferenças estocástica $Y_t = \Phi Y_{t-1} + \varepsilon_t$, em que Y_t é um vetor $n \times 1$, Φ é uma matriz $n \times n$ e $\varepsilon_t \sim i.i.d., (0, \Sigma)$ é um vetor $n \times 1$ de variáveis aleatórias, é convergente se os autovalores de Φ estiverem dentro do círculo unitário.

Os autovalores de uma matriz qualquer A , são obtidos pela solução do seguinte problema:

$$Ax = \lambda x,$$

ou, equivalentemente, do sistema:

$$\lambda Ax = x,$$

em que λ e x são escalares recíprocos um do outro e x é um vetor não trivial.

Assim, desenvolvendo a primeira equação, tem-se:

$$Ax = \lambda x \implies$$

$$(A - \lambda I)x = 0,$$

em que I é a matriz identidade.

Como x é não trivial, para satisfazer a igualdade é preciso que $(A - \lambda I)$ não tenha posto pleno. Isso quer dizer que o determinante dessa matriz tem de ser igual a zero. Portanto, deve-se ter:

$$\begin{aligned} 0 &= \begin{vmatrix} \phi_1 - \lambda & \phi_2 \\ 1 & -\lambda \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \phi_1 - \lambda & \phi_2 \\ 1 & -\lambda \end{vmatrix} = \\ &= -(\phi_1 - \lambda)\lambda - \phi_2 = \lambda^2 - \phi_1\lambda - \phi_2. \end{aligned}$$

NOTA A.4

Veja que é uma equação idêntica à do caso univariado.

De modo equivalente, pode-se dizer que o sistema $(I - \Phi L) Y_t = \epsilon_t$, se as raízes características do determinante da matriz $(I - \Phi L)^6$ estiverem fora do círculo unitário. Observe:

$$0 = \left| \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} z \right| = \begin{vmatrix} 1 - \phi_1 z & -\phi_2 z \\ z & 1 \end{vmatrix} = \\ = 1 - \phi_1 z - \phi_2 z^2.$$

EXEMPLO A.9

Considere a seguinte equação a diferenças: $y_t = \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2}$. Transforme-a em um sistema de equações a diferenças de ordem 1.

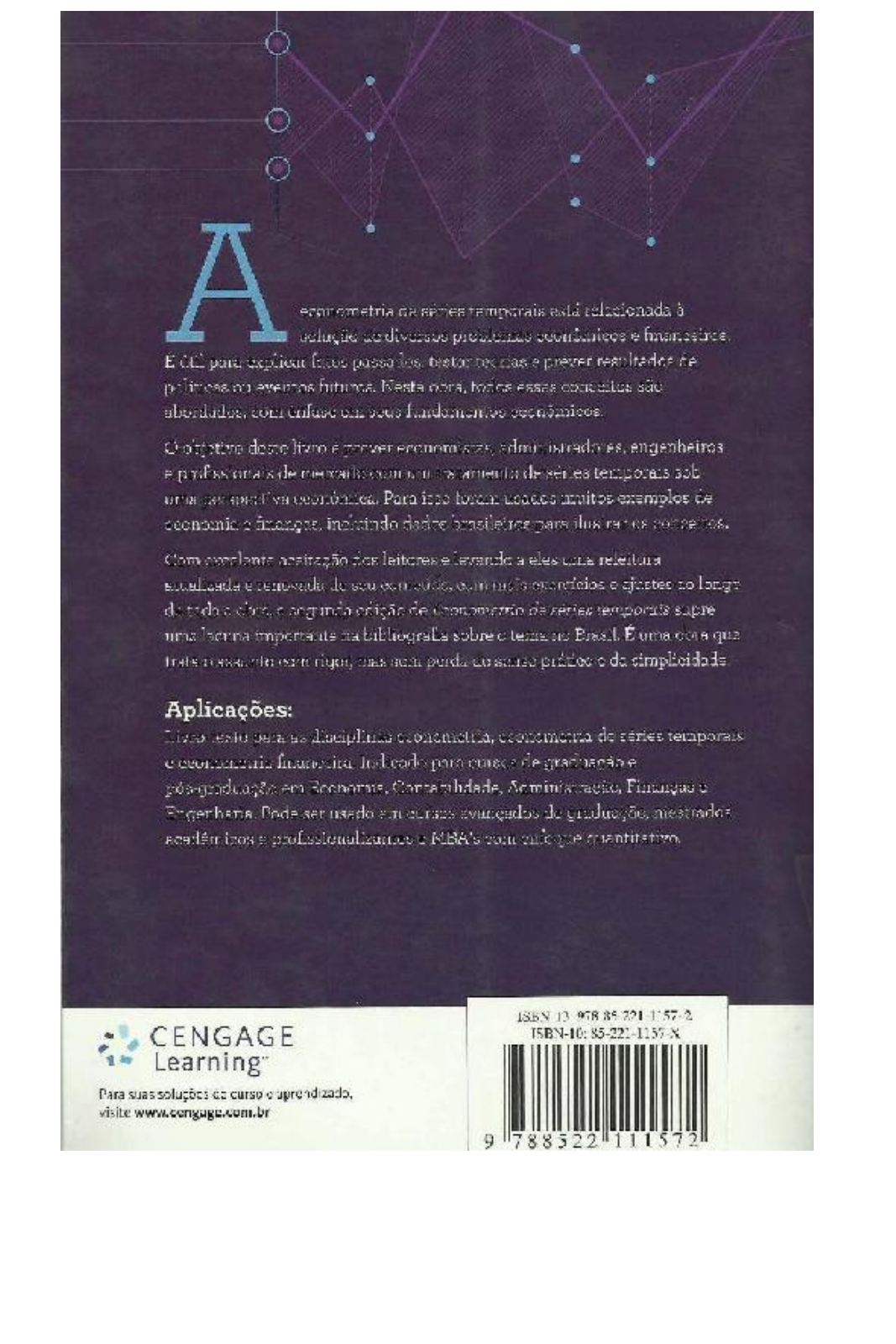
$$\begin{bmatrix} y_t \\ y_{t-1} \\ y_{t-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi_1 & 0 & \phi_2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{t-1} \\ y_{t-2} \\ y_{t-3} \end{bmatrix} \rightarrow \\ Y_t = \Phi Y_{t-1},$$

É importante ter a ideia de transformar um modelo em um sistema de ordem 1 para facilitar o cálculo da função resposta ao impulso. Isso seria muito complicado se fosse utilizado um modelo multivariado de ordem p . Por exemplo, pode-se escrever o choque hoje daqui a j períodos como:

$$\frac{\partial Y_{t+j}}{\partial \epsilon_t} = \Phi^j.$$

Basta substituir recursivamente para encontrar a solução apresentada.

6. Essa forma representa a segunda possibilidade de cálculo de autovetores.



A

econometria de séries temporais está relacionada à solução de diversos problemas econômicos e financeiros. E CCI para explicar como passo-los, testar as cias e prever resultados de políticas no eventos futuros. Nesta obra, todas essas conceituos são abordados, com ênfase em seus fundamentos teóricos.

O objetivo do livro é prover economistas, administradores, engenheiros e profissionais de mercado com uma compreensão de séries temporais sob uma perspectiva econômica. Para isso foram usados vários exemplos de economia e finanças, incluindo dados brasileiros para ilustrar os conceitos.

Com excelente apresentação dos leitores e levando a eles uma leitura atualizada e necessária de seu conteúdo, com muitos exercícios e questões ao longo do texto, esta obra é uma ótima opção de estudo de econometria de séries temporais sobre uma leitura importante na bibliografia sobre o tema no Brasil. É uma obra que trata o assunto com rigor, mas sem perda do senso prático e da simplicidade.

Aplicações:

Diversos textos para as disciplinas econometria, econometria de séries temporais e econometria financeira. Indicado para cursos de graduação e pós-graduação em Economia, Contabilidade, Administração, Finanças e Engenharia. Pode ser usado em cursos avançados de graduação, mestrado acadêmico e profissionalizante e MBA's com enfoque quantitativo.



CENGAGE
Learning

Para suas soluções de curso e aprendizado,
visite www.cengage.com.br

ISBN 13: 978-85-221-1157-2
ISBN-10: 85-221-1157-X



9 788522 111572

Document Outline

- [Sumário](#)
- [1 Introdução](#)
- [2 Fundamentos Estatísticos](#)
- [3 Processos Estacionários](#)
- [4 Processos Não Estacionários](#)
- [5 Generalized Method of Moments](#)
- [6 Vetor Autorregressivo - VAR](#)
- [7 Vetor de Correção de Erros VECM](#)
- [8 Heterocedasticidade Condicional](#)
- [Apêndices](#)
- [Página em branco](#)